ChatGPT 对科学研究和文献情报工作的影响

张智雄[1,2]、钱力[1,2]、谢靖[1,2]、常志军[1,2]、刘熠[1]、于改红[1]、胡懋地[1]、汪璐[1]、李雪思[1,2]、

赵旸[1,2]、王宇飞[1,2]、王猛[1]、林歆[1,2]、张梦婷[1,2]、黎洋[1,2]、张琴[1]、王雅娇[1,2]、管铮懿[1,2]、

孟旭[1,2]、吴欣雨[1,2]、曹晓丽[1,2]、谢子纯[1,2]、李西雨[1,2]、时慧敏[1,2]、王倩[1,2]、许钦亚[1,2]、

杜悦[1,2]、范萌[1,2]

[1](中国科学院文献情报中心 北京 100190)

[2](中国科学院大学经济与管理学院信息资源管理系 北京 100190)

摘要

ChatGPT 是由 OpenAI 公司研发的对话系统。它的对外表现是一个聊天机器人，实际本质是人工智能生成技术，关键基础是基于生成式预训练的变换器，核心技术是 InstructGPT，主要特点是与前期类似产品相比，编造事实大幅下降，生成的毒内容更少。本文从 ChatGPT 的技术体系、相关研究与实践、应用情况等方面进行了系统的调研。分析了人工智能技术迅速发展带来的启示与 ChatGPT 对科学研究和文献情报工作的影响。提出了对文献情报领域的八条建议。总体来说，文献情报领域在 AI 时代要找到自己的不同价值取向，既要守正继承传统科学研究范式，也要拓展以 ChatGPT 等新技术助力科学研究。

关键词：ChatGPT；大规模语言模型；人工智能技术；文献情报工作；科学研究

The Influence of ChatGPT on Scientific Research and Library & Information Service

Zhang Zhixiong[1,2]、Qian Li[1,2]、Xie Jing[1,2]、Chang Zhijun[1,2]、Liu Yi[1]、Yu Gaihong[1]、Hu Maodi[1]、Wang Lu[1]、Li Xuesi[1,2]、Zhao Yang[1,2]、Wang Yufei[1,2]、Wang Meng[1]、Lin Xin[1,2]、Zhang Mengting[1,2]、Li Yang[1,2]、Zhang Qin[1]、Wang Yajiao[1,2]、Guan Zhengyi[1,2]、Meng Xu[1,2]、Wu Xinyu[1,2]、Cao Xiaoli[1,2]、Xie Zichun[1,2]、Li Xiyu[1,2]、Shi Huimin[1,2]、Wang Qian[1,2]、Xu Qinya[1,2]、Du Yue[1,2]、Fan Meng[1,2]

[1](National Science Library, Chinese Academy of Sciences, Beijing 10090)

[2](Department of Information Resources Management, School of Economics and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 10090)

Abstract

ChatGPT is a dialogue system developed by OpenAI company. It appears as a Chatbot, but in essence, it uses Artificial Intelligence Generated Content (AIGC) technology to produce answers. Its key foundation is Generative Pre-trained Transformer and the core technology is InstructGPT. When compared to similar products in the early stages, its main characteristic is that there is a significant decrease in making up facts and generating toxic content. We present a systematic investigation of the technical structure, relevant research and practice, and applications scenarios of ChatGPT. Based on the investigation, we analyze the inspiration from the rapid development of AI technology as well as the influence of ChatGPT on Scientific Research and Library & Information Service. According to these influence, we present eight suggestions for the Library & Information Service field. Overall, the field should find its distinctive value orientation in the AI era, not only by maintaining the conventional scientific research paradigm, but also by exploring new technologies to boost scientific research.

Keywords： ChatGPT; Large Language Model; Artificial Intelligence; Library and Information Service; Scientific Research

本文由国家科技图书文献中心与中国科学院文献情报中心组织撰写。

得到如下项目的支持：

国家重点研发计划项目：科技文献内容深度挖掘及智能分析关键技术和软件

国家社会科学基金重大项目：大数据驱动的科技文献语义评价体系研究

目录

1 ChatGPT 的本质和研发历程

1.1 ChatGPT 是什么?

ChatGPT[1]（Chat Generative Pre-training Transformer，对话式生成型预训练转换程序）发布于 2022 年 11 月 30 日，是由 OpenAI 公司研发的对话系统。由于其能在诸多知识领域中给出清晰、详尽的答案，甚至写出接近真人撰写的文章，自推出后便迅速获得关注，5 天内注册用户数就超过 100 万。

ChatGPT 是什么，可以从以下五个方面来把握。

（1）**ChatGPT 的对外表现是一个聊天机器人。**它能够通过学习和理解人类语言来与人进行对话，具有依据对话的上下文环境来回答问题的能力，就像人一样来与人类进行聊天交流。

（2）**ChatGPT 的实际本质是人工智能生成技术。**它是人工智能内容生成（Artificial Intelligence Generated Content，AIGC）技术的具体应用。它在学习人类语言和相关领域知识的基础之上，具有了智能化的内容创作能力，能够自动生成特定的内容。

（3）**ChatGPT 的关键基础是生成式大规模语言模型。**即基于生成式预训练的变换器（Generative Pre-trained Transformer，GPT），它以生成式的自监督学习为基础，从 TB 级训练数据中学习隐含的语言规律和模式，训练出的千亿级别参数量的大规模语言模型。

（4）**ChatGPT 核心技术是 InstructGPT[2]。**其受到关注的重要原因是引入新技术 RLHF[3] (Reinforcement Learning with Human Feedback，即基于人类反馈的强

---

1 OpenAI. ChatGPT: Optimizing Language Models for Dialogue. [EB/OL] https://openai.com/blog/chatgpt/, 2023

2 OpenAI, Aligning Language Models to Follow Instructions. https://openai.com/blog/instruction-following/, 2022.

3 Ouyang L, Wu J, Jiang X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback[J]. arXiv preprint arXiv:2203.02155, 2022.

化学习)。RLHF 解决了生成模型的一个核心问题，即如何让人工智能模型的产出和人类的常识、认知、需求、价值观保持一致，使得 ChatGPT 能够促进利用人工智能进行内容创作、提升内容生产效率与丰富度。

（5）**ChatGPT 的主要特点是与前期类似产品相比，编造事实大幅下降，生成的毒内容更少。**相较于其他对话模型，ChatGPT 模型的重要价值在于解决了传统语言模型在复杂多领域的知识利用[4]、演绎推理[5]、欺骗性反应[6]等方面的缺陷，具有语料丰富、响应快速、生成文本准确、对话能力强大的特点。ChatGPT 有效减轻了神经语言模型生成文本的危害和偏见[7]，使回答更加有用和真实，具有编造事实大幅下降，生成的模仿性谎言(imitative falsehoods)、毒内容 (toxic output) 更少的重要特征。

1.2ChatGPT 的功能

ChatGPT 功能强大，适用于多种应用场景。我们结合已成熟的功能示例将其应用场景分为智能问答、语言转换和自然语言生成三类。

（1）**智能问答**：ChatGPT 实现对话式交互的基本形式。这种方式使得 ChatGPT 可以深入回答同一情境的后续问题，也能在对话过程中纠正回答偏差以便更贴合目标业务。同时，这种方式也成为了更灵活的新型检索方式。即使用户没有提供任何其所处场景的信息，ChatGPT 仍可以根据其已有的真理知识回答问题；如果用户提供了他们所处的场景信息，比如输入“你是一个爱讽刺别人的问答助手”，ChatGPT 将会基于这个新场景，回答符合该场景语境的答案。

4 Gilson A, Safranek C, Huang T, et al. How Well Does ChatGPT Do When Taking the Medical Licensing Exams? The Implications of Large Language Models for Medical Education and Knowledge Assessment[J]. medRxiv, 2022: 2022.12. 23.22283901.

5 Kung T H, Cheatham M, Medinilla A, et al. Performance of ChatGPT on USMLE: Potential for AI-Assisted Medical Education Using Large Language Models[J]. medRxiv, 2022: 2022.12. 19.22283643.

6 Zhuo T Y, Huang Y, Chen C, et al. Exploring AI Ethics of ChatGPT: A Diagnostic Analysis[J]. arXiv preprint arXiv:2301.12867, 2023.

7 Tamkin A, Brundage M, Clark J, et al. Understanding the capabilities, limitations, and societal impact of large language models[J]. arXiv preprint arXiv:2102.02503, 2021.

（2）**语言转换：**ChatGPT 实现了语义在不同语言媒介间的转换。不仅是传统意义上自然语言间的相互翻译，ChatGPT 还实现了编程语言与编程语言、自然语言与编程语言间的相互转换，这大幅度扩展了业务空间，可支持写代码、读代码、翻译等功能。

（3）**自然语言生成：**除了回答事实性问题、进行不同语言的转换，ChatGPT 的另一大价值是可以进行一定的内容创造。这包括三种任务类型：一是从繁到简的概述任务，如概述资料，即 ChatGPT 可以辅助用户从纷繁的信息中总结要点并快速理解信息；二是从无到有的创造任务，如构建论文提纲，即辅助用户生成符合情境要求的草稿大纲；三是从少到多的扩充任务，如撰写故事，即 ChatGPT 可以辅助用户从较短的提示词快速扩充内容。

表 1-1 ChatGPT 已解决的问题及典型示例

功能类别	阐释	细分类别	典型示例
智能问答	在对话式交互中深入与纠错；可能成为更灵活的新型检索方式	常识性问答	知识问答、知识库外问答
		具体场景问答	讽刺机器人、模拟牙医
		常规分类问答	实体类别判断
		情绪判别问答	推文情绪检测
语言转换	实现了语义在不同语言媒介间的转换	自然语言到编程语言的转换	自然语言翻译成 SQL 查询
		编程语言到自然语言的转换	Python 代码解释器
		编程语言间的转换	Python 转换成 Haskell
		自然语言间的相互转换	多语言翻译
		自然语言到特殊代码符号的转换	电影名称转换成 emoji、心情描述转换成颜色代码
自然语言生成	内容创造性的工作	从繁到简的概述任务	关键词生成、复杂定义通俗化解释、产品名称生成
		从无到有的创造任务	论文大纲生成、采访提纲生成
		从少到多的扩充任务	恐怖短故事续写、会议笔记转为摘要

1.3ChatGPT 语料规模和算力投入

在 OpenAI 成立时，其认捐资金为 10 亿美元[8]。微软在 2019 年向 OpenAI LP 提供了 10 亿美元的投资，并在 2023 年 1 月进行了第二次多年投资。数十亿的投资背景让 OpenAI 在前几年没有营收压力，可以专注于技术研发，为 ChatGPT 这一大型语言模型提供了资金支持。据媒体报道，OpenAI 为 ChatGPT 投入了大约每年 25 亿美元[9]。

在数据资源与计算资源上，OpenAI 并未公开训练 ChatGPT 的相关数据集来源和具体细节。根据 OpenAI 官方信息[10]，ChatGPT 的训练数据与其同级模型 InstructGPT 模型相似，都是在 GPT-3 等模型的数据基础上改进优化而来的。

ChatGPT 在 GPT-3 的数据基础上做了进一步的增加[11]。GPT-3[12]的数据集由 Common Crawl、WebText2、Books1、Books2、Wikipedia 五个子数据集组成，其中仅 Common Crawl 的数据集大小就达到了 570GB。为了提高数据的质量，ChatGPT 还重点增加了人工标注的问答数据，这些数据来源于人工标注与早期用户的提交。该数据集囊括了生成、开放问答、聊天、摘要、重写、分类等超过 9 种数据类型，以对应人类常见的聊天情景。同时，该数据集还涵盖了 20 种语言，包括英语、汉语、法语、西班牙语等。不过，由于英文数据集占 96%以上，导致了在非英语环境中表现还有所欠缺。

根据 OpenAI 的论文，仅 GPT-3 的训练硬件就包括了 285000 多个 CPU 内核、10000 个 GPU 和每个 GPU 服务器每秒 400GB 的网络链接。据估算，GPT-3 的训练成本将接近 1200 万美元[13]。

8 OpenAI. Introducing OpenAI. [EB/OL] https://openai.com/blog/introducing-openai, 2023

9 虎嗅.中国公司快速跟进 ChatGPT，不值得[EB\OL]

10 OpenAI. ChatGPT: Optimizing Language Models for Dialogue. [EB/OL] https://openai.com/blog/chatgpt/, 2023

11 Ouyang L, Wu J, Jiang X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback[J]. arXiv preprint arXiv:2203.02155, 2022.

12 Brown T, Mann B, Ryder N, et al. Language models are few-shot learners[J]. Advances in neural information processing systems, 2020, 33: 1877-1901.

13 https://twitter.com/eturner303/status/1266264358771757057

1.4ChatGPT 的研发历史

ChatGPT 是在 GPT 系列模型的基础上研发，历经四年迭代而来。

GPT-1（Generative Pre-training Transformer）[14]于 2018 年 6 月公布。GPT-1 侧重生成式任务[15]，一经问世就被证明在语言推理、文本生成、问答等任务中表现出色。GPT-1 模型的参数数量高达 1.17 亿，这也是后续几个 GPT 模型的共同特点：在庞大的数据集上通过半监督、无监督的方式训练大型语言模型。GPT-2 产生于 2019 年[16]，其核心思想可以概括为：当模型的容量非常大且数据量足够丰富时，仅仅靠训练语言模型的学习便可以完成其他有监督学习的任务[17]。此外，GPT-2 还使用了 Prompt(文本提示)的方式（但这不是 GPT-2 第一个提出，而是参考了 18 年的一篇论文[18]）。2020 年 OpenAl 发布的 GPT-3 模型拥有更多的参数、更大的网络容量和更加丰富的主题文本。GPT-3 已经能够将网页描述转换为相应代码、模仿人类叙事、创作定制诗歌、生成游戏剧本等。然而在实际应用上，它无法分辨文本好坏，会生产出错误的、恶意冒犯的、甚至是攻击性的文本输出。

为了解决 GPT-3 在实际问答应用中的缺陷，2021 年末，OpenAI 发布了 WebGPT[19]。研究人员通过让模型学习人类回答问题的方式，训练奖励模型来预测人类偏好，并使用强化学习或拒绝采样来进行优化，从而提高模型回答的可用性和准确性。微调后的 WebGPT 模型可以对人类实时回答问题的方法进行学习，比如提交搜索、跟踪链接并上下滚动网页。但模型仍存在一些问题，例如模型更倾向于对已有知识进行强化而非产生新知识，生成的回答会犯一些基本错误等。

14 OpeanAi, Improving Language Understanding with Unsupervised Learning, [EB/OL]https://openai.com/blog/language-unsupervised/, 2018

15 Radford A, Narasimhan K, Salimans T, et al. Improving language understanding by generative pre-training[J]. 2018.

16 OpeanAi, Better Language Models and Their Implications, [EB/OL] https://openai.com/blog/better-language-models/

17 Radford A, Wu J, Child R, et al. Language models are unsupervised multitask learners[J]. OpenAI blog, 2019, 1(8): 9.

18 Learned in translation: Contextualized word vectors. In Advances in Neural Information Processing Systems

19 OpeanAi, WebGPT: Browser-assisted question-answering with human feedback, [EB/OL] https://openai.com/blog/webgpt/

2022 年初，OpenAI 发布了 ChatGPT 的同级模型 InstructGPT[20]，在训练过程中使用了人类作为"教师"，对模型训练进行反馈和指导，以降低模型凭空捏造或输出偏见的概率。于 2022 年 12 月发布的 ChatGPT[21]同样采用了基于人类反馈的强化学习。但不同的是，ChatGPT 模型有多个输出，而 InstructGPT 只有一个。在此基础上，通过让模型学习人类对输出结果的排序方式，ChatGPT 可以更好地进行上下文学习和对话，从而生成更符合人类期望的反馈。

2 ChatGPT 的技术体系分析

了解 ChatGPT 的底层原理对于在各个领域中充分利用它的技术潜力至关重要。本节将详细介绍 ChatGPT 的整体技术体系、模型基础架构以及核心技术原理。

2.1ChatGPT 的整体技术体系

ChatGPT 是 GPT-3.5 的微调版本[22]，是使用 RLHF（基于人类反馈的强化学习）训练的文本生成式的对话机器人。它以自监督预训练的生成式大模型为基础，采用少量优质数据强化学习反馈策略，实现了更加符合人类期望的、编造事实大幅下降的、生成的毒内容更少的对话效果。

下文将从 AIGC（AI Generate Content）的相关技术、ChatGPT 的数据基础、生成式预训练技术、ChatGPT 如何用人类反馈指导模型训练、如何使模型表现更接近人类等方面展开讨论。

20 OpeanAi, Aligning Language Models to Follow Instructions, [EB/OL] https://openai.com/blog/instruction-following/

21 OpenAI. ChatGPT: Optimizing Language Models for Dialogue. [EB/OL] https://openai.com/blog/chatgpt/, 2023

22 https://openai.com/blog/ChatGPT/

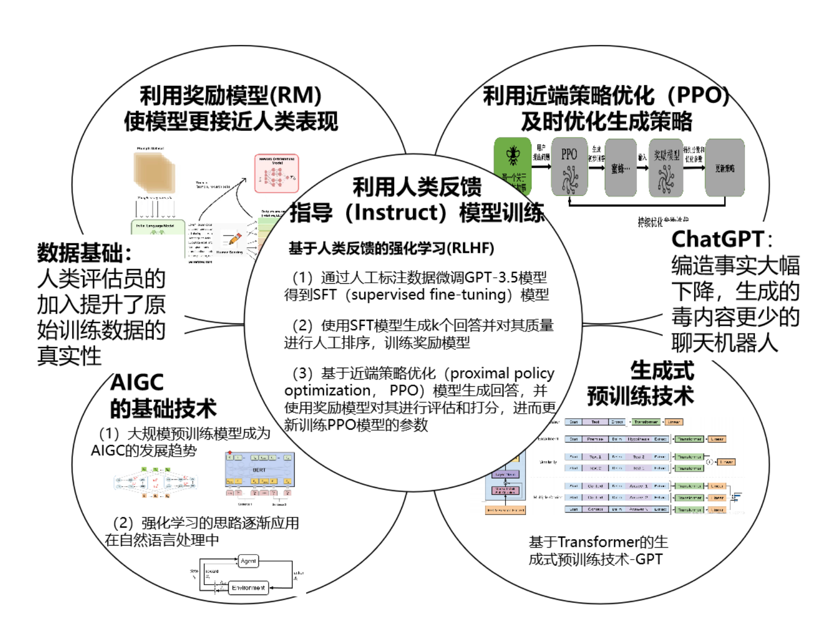


图 2.1 ChatGPT 的整体技术体系

2.2 AIGC 技术基础

内容生产模式经历了专家生产内容（PGC）、用户生产内容（UGC），现在人工智能生成（Artificial Intelligence Generate Content，AIGC）成为了必然的趋势。

AIGC 的狭义概念是利用 AI 自动生成内容的生产方式[23]。过去传统的人工智能偏向于分析能力，即通过分析一组数据，发现其中的规律和模式并用于其他多种用途，比如应用最为广泛的个性化推荐算法。而现在人工智能正在生成新的东西，而不是仅仅局限于分析已经存在的东西，实现了人工智能从感知理解世界到生成创造世界的跃迁。

广义的 AIGC 可以看作是像人类一样具备生成创造能力的 AI 技术，即生成式 AI，它可以基于训练数据和生成算法模型，自主生成创造各种形式的内容和数据，例如 AI 写作、AI 配乐、AI 视频生成、AI 语音合成、AI 绘画等，用户只需要输入几个关键词，模型在几秒钟之内就能自动生成内容。

[23] 腾讯研究院：《2023 年 AIGC 发展趋势报告》

2.2.1 AIGC 模型简介

AIGC 模型是通过深度神经网络对输入内容重建的过程。不同的 AIGC 模型有不同的学习方式。

变分自编码器（Variational Autoencoder，VAE），由 encoder 与 decoder 组成，encoder 负责将高维输入转换为低维的编码，decoder 负责将低维的编码转换为高维的输入，使输入输出尽量相似。

生成对抗网络（Generative Adversarial Networks，GAN），GAN 包含一个生成器，一个判别器，在训练生成器的同时，训练判别器来判断生成器生成的内容是否真实，通过生成器与判别器的相互“博弈”，不断优化生成效果。

扩散模型（Diffusion Model），扩散模型的工作原理是通过添加噪声来破坏训练数据，然后通过逆转添加噪声的过程来学习恢复数据，最后可以实现从潜在变量到内容生成。

2.2.2 大规模预训练模型成为 AIGC 的发展趋势

大规模语言模型（Large Language Model，LLM）是一种深度学习算法，可以根据从海量数据集中获得的知识来识别、汇总、翻译、预测和生成文本和其他内容。LLM 通常使用自监督学习方法，从 TB 级训练文本数据中发现隐含的语言规律和模式，以生成符合语法和语义规则的新文本，往往具有上亿个参数，因此对计算资源的性能有较高要求。LLM 被大多数专家认为是走向 AIGC 的重要途径之一。

（1）ELMo 将词嵌入作为新特征解决一词多义问题

ELMo 是基于大规模无监督语料训练的一个双向 LSTM 语言模型。它由两个阶段组成：第一个阶段在大规模语料库上利用语言模型进行预训练；第二个阶

段是在做下游任务时，从预训练网络中提取对应单词的各层网络词嵌入，作为新特征融合到下游任务中。因此，ELMo 是一种典型的基于特征融合的预训练模型。

（2）BERT 通过上下位预训练提高文本理解能力

BERT 的全称是 Bidirectional Encoder Representations from Transformer，也就是基于 Transformer 的双向编码器表征。顾名思义，BERT 采用的是 Transformer，并且在处理每个 token 的时候，还能够考虑到该 token 前面的和后面的 token，得到它在上下文中的含义。BERT 在训练的过程中，采用掩码语言模型（Masked Language Modeling，MLM），随机屏蔽（mask）部分输入 token，然后训练模型去正确预测那些被屏蔽的 token，实现了对上下文进行特征提取的目的。采用下一句预测方法（Next Sentence Prediction，NSP），在预训练过程，句子 A 和 B 作为训练样本：B 在 50%的情况下是 A 的下一句，另外 50%的情况是随机从语料库中选取任意句子，让模型判断 B 是不是 A 的下一句，从而提升模型的上下文理解能力。

2.2.3 强化学习的思路逐渐应用在自然语言处理任务中

强化学习通过奖励（Reward）机制来指导模型训练，奖励机制可以看做传统模型训练机制的损失函数。奖励的计算要比损失函数更灵活和多样，如 AlphaGO 的奖励是对局的胜负，这带来的代价是奖励并非可导，因此不能直接拿来做反向传播。强化学习的思路是通过对奖励的大量采样来拟合损失函数，从而实现模型的训练。如应用强化学习来提高信息抽取的准确率[24]、提升机器翻译效果[25]、提升文本生成能力[26]。

24 K. Narasimhan, A. Yala, and R. Barzilay. Improving Information Extraction by Acquiring External Evidence with Reinforcement Learning. In Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), pages 2355–2365, Austin, TX, USA, Nov. 2016. Association for Computational Linguistics.

25 C. F¨ugen, A. Waibel, and M. Kolss. Simultaneous Translation of Lectures and Speeches. Machine Translation, 21(4):209–252, Dec. 2007

26 Z. Li, X. Jiang, L. Shang, and H. Li. Paraphrase Generation with Deep Reinforcement Learning. In Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), pages 3865–3878, Brussels, Belgium, 2018. Association for Computational Linguistics.

2.3ChatGPT 利用人类知识提升了原始语料的真实性

ChatGPT 的训练数据来源包括两个方面，一是 GPT-1 至 GPT-3 的基础预训练数据，二是人工标注的微调数据。

国外的相关学者 Alan D. Thompson 对 GPT-1 到 GPT-3 的基础预训练数据进行了统计和整理，如下表所示。

表 2-1. GPT-n 的基础预训练数据（单位：GB）[27]

	维基百科	书籍	期刊	Reddit 链接	Common Crawl	其他数据集
GPT-1	/	**4.6**	/	/	/	/
GPT-2	/	/	/	**40**	/	/
GPT-3	**11.4**	**21**	**101**	**50**	**570**	**753**

在人工标注数据方面，OpenAI 雇佣了 40 名标注工（labeler），并且对 labeler 进行了培训，以手工写文本的方式为 ChatGPT 提供训练语料，这个数字在最近披露的报道中上升到了 1000 名左右[28]。ChatGPT 的人工标注的语料规模与其同级模型 InstructGPT 类似，如下表所示：

表 2-2 InstructGPT 训练数据的体量和分布情况（单位：Token 数量）[29]

SFT Data			RM Data			PPO Data		
语料划分	语料来源	语料数量	语料划分	语料来源	语料数量	语料划分	语料来源	语料数量
训练集	标注工	11,295	训练集	标注工	6,623	训练集	用户	31,144
训练集	用户	1,430	训练集	用户	26,584	验证集	用户	16,185
验证集	标注工	1,550	验证集	标注工	3,488			
验证集	用户	103	验证集	用户	14,399			

为了创建一个安全系统，使 ChatGPT 分辨可能的危险言论和建议，降

27 Alan D. Thompson. What's in my AI?[EB/OL]. [2021-02-17]. https://lifearchitect.ai/whats-in-my-ai/.

28 https://www.reddit.com/r/MachineLearning/comments/10gtruu/n_openai_used_kenyan_workers_on_less_than_2_per/

29 Ouyang L, Wu J, Jiang X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback[J]. arXiv preprint arXiv:2203.02155, 2022.

低回复的“毒性”，OpenAI 向肯尼亚的一家外包公司发送了数以万计的文本片段，并要求工人为内容贴上标签。这些内容似乎来自互联网最黑暗的角落。其中一些以图形形式详细描述了谋杀、自杀、酷刑、自残和乱伦等情况。标注工人每 9 小时阅读和标注 150 到 250 段文字，实际工资却为每小时 1.32 到 2 美元。这一“非人性化”的标注方式也受到了社会各界的指责。

2.4利用生成式预训练技术构建 ChatGPT 的基础模型

2.4.1 生成式预训练模型基础—Transformer

Transformer 是目前常见大规模语言模型的核心组件，其最早应用于跨语种的机器翻译任务中，它将源语种的文字进行编码，而后按照目标语种特征进行解码来完成机器翻译工作。Transformer 是由 Encoder（编码器）与 Decoder（解码器）组成，采用了自注意力机制（Self-Attention）利用文本的已观测部分对剩余未观测部分进行预测，从而学习文本中的上下文特征。目前常见的基于 Transformer 的预训练语言模型有 BERT、GPT、BART 等。

2.4.2 生成式预训练模型—GPT

GPT 是一种基于 Transformer 的预训练语言模型[30]。它通过将前文的单词序列作为输入，预测下一个单词，从而训练出对自然语言的理解能力，使模型更适合生成式的自然语言处理任务。

GPT-3 模型是目前最新的预训练模型，WebGPT、GPT-3.5、InstructGPT、ChatGPT 等模型均是在 GPT-3 模型的基础上微调的。GPT-3 模型在 GPT-1 和 GPT-2 的基础上进行了改进，具有更大的模型规模，使用了更多的训练数据，提高了模型的表示能力和泛化能力，使其在不同任务上的表现更加优秀。在其大规

30 Radford A, Narasimhan K, Salimans T, et al. Improving language understanding by generative pre-training[J]. 2018.

模无监督预训练阶段，GPT-3 使用了超过 10 万亿个单词级别的文本数据，包括维基百科、网页、书籍、新闻文章等，对模型进行无监督预训练。GPT-3 采用了自回归的方式来训练模型，即给定一段文本序列，模型将逐个预测序列中下一个单词的概率分布。通过不断预测文本序列的下一个单词，模型可以学习到单词之间的关系、上下文语义、语法规则等等。为了增加模型的泛化能力，训练过程中还使用了随机掩码和无标签数据的技巧以及多任务预训练的思想。

2.5 ChatGPT 是 GPT-3 至 GPT-3.5 众多模型迭代的结果

ChatGPT 模型是在 GPT-3.5 模型基础上通过利用 RHLF 微调的得到的。从 GPT-3 到 GPT3.5 再到 ChatGPT，是众多模型迭代的过程。在 GPT-3 模型的基础上，从 2020 初年至 2023 年 2 月，OpenAI 研发了超过 50 个衍生模型，正是在这些模型的基础上，通过不断迭代更新，才有了 ChatGPT 模型如今出色的表现。有学者在网上整理了 GPT-3 的系列模型，如图 2.4 所示。

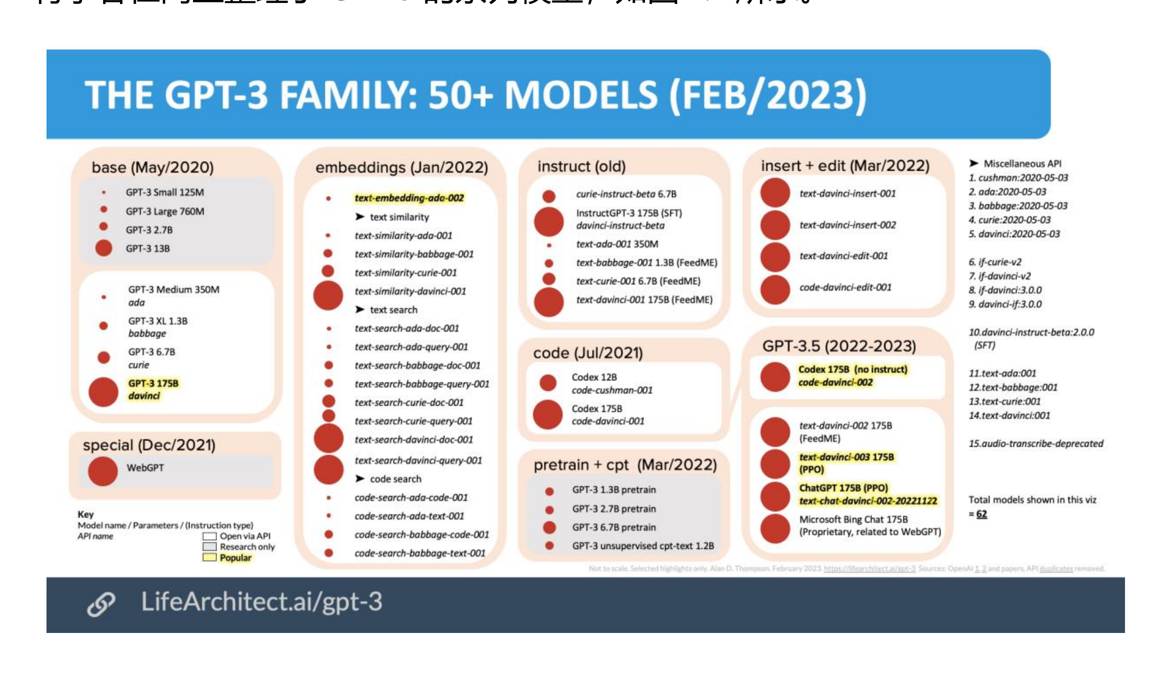


图 2.4 GPT-3 系列模型[31]

2.5.1 GPT-3 模型的四个版本

31 https://lifearchitect.ai/gpt-3/

GPT-3 根据其模型规模大小，分为四个版本，分别为 Ada，Babbage，Curie，Davinci。

Ada 为参数量最低的版本，适用于小型任务，如解析文本、简单分类、地址更正、关键词等。Ada 具有最快的响应速度与最少的计算量。

Babbage 的参数量高于 Ada，能够完成简单的任务，如适度分类、语义搜索分类等。具有较快的响应速度与较少的计算量。

Curie 参数量高于 Babbage，响应速度一般，计算量较大，能够完成语言翻译、复杂分类、情感分类、文本摘要等任务。

Davinci 是 GPT-3 中规模最大的模型，也是我们常说的 1750 亿参数量的版本，OpenAI 发布的诸多大模型，如 InstructGPT，Codex 等都是在该模型基础上微调得到的。Davinci 是能力最强的 GPT-3 模型，可以完成其他型号模型所能完成的任何任务，例如复杂意图、因果关系、特定受众文本摘要等，而且通常质量更高。

2.5.2 用于文本相关性计算的 Embeddings 模型

嵌入（Embeddings）模型是 OpenAI API 之一[32]，主要用于测量文本字符串的关联性，可以用于执行搜索、聚类、推荐、分类等任务。嵌入模型本质上是一个由浮点数字构成的向量。文本嵌入之间的关联性主要通过两个向量之间的距离衡量。小距离表示高关联度，大距离表示低关联度。

OpenAI 发布了三个系列的嵌入模型，分别侧重于三项任务：文本相似性度量、文本搜索和代码搜索。这些模型将文本或代码作为输入，并返回一个向量。

1）文本相似性模型 （Text Similarity）

32 https://openai.com/blog/introducing-text-and-code-embeddings

文本相似性模型提供了捕捉文本片段的语义相似性的嵌入。这些模型对许多任务都很有用，包括聚类、数据可视化和分类。通过在文本嵌入上使用点积来比较两段文本的相似性。计算结果以 "相似度分数"（余弦相似度）来表示，介于 -1 和 1 之间，数字越大意味着相似度越高。

2）文本搜索模型（Text Search）

文本搜索模型提供了能够实现大规模搜索任务的嵌入，如在给定的文本查询的文件集合中寻找相关的文件。文档和查询的嵌入是分别产生的，然后用余弦相似度来比较查询和每个文档之间的相似度。基于嵌入的搜索可以较好地捕捉到文本的语义特征，对比经典关键词搜索中使用的单词重叠技术有更好的概括性。

3）代码搜索模型（Code Search）

代码搜索模型为代码搜索任务提供代码和文本嵌入。给定一个代码块的集合，任务是为自然语言查询找到相关的代码块。查看代码搜索指南，使用嵌入进行代码搜索。

2.5.3 用于代码生成的 Codex 模型

Codex 是 GPT-3 系列模型之一，具有将自然语言转换为计算机代码的功能。Codex 研发过程经历了诸多模型的迭代，从 GPT-3 开始，通过代码类训练语料的学习，得到 Code-davinci-001 模型。增加人类标注数据进行有监督微调，得到 Code-davinci-002 模型，该第一个深度融合了代码训练和指令微调的模型，即 Codex 模型。

Codex 的训练语料包括数十亿行公开的源代码，例如 Github 的开源代码。在训练过程中代码功能的正确性评估与文本生成的正确性评估具有区别，传统的 BLEU score 评估方式不再试用于代码正确性评估，因此 Codex 通过优化模型模

型训练过程中的评估算法与人工标注训练集的方式，提升 GPT-3 的代码创作能力。首先，它优化了 pass@k 算法，用于评估代码功能正确性，简单说：对于每个编程问题，模型输出 n 个代码答案，其中正确的代码量为 c，模型要求不能通过代码单元测试的代码量（n-c）必须少于 k。同时 OpenAI 还构建了 HumanEval dataset[33]，增加人类智慧，进一步优化模型。Codex 精通的语言包括 JavaScript、Go、Perl、PHP、Ruby、Swift 和 TypeScript，其中最精通的是 Python。

ChatGPT 模型的代码生成功能，即是在 Codex 模型的基础上，通过 Instruct Turning、RLHF 等方式进一步微调的结果。

2.5.4 用于文本内容修改的 Insert+Edit 模型

以往 GPT-3 在对内容进行追加的时候，都是在给出的文本或代码的结尾处增加内容，Insert+Edit 模型的加入使得 GPT-3 能够在不破坏原有逻辑的情况下修改原有的文本或者代码、以及将大段内容插入已有文本或代码中。

具体而言，插入功能使模型能够在已有的文本中插入上下文相关的文本或者代码，因此可以保持原文本以及代码的逻辑一致性。这个功能塑造了 GPT-3 撰写长文本、实现段落过渡、代码编写等方面的功能。编写功能可以将输入的编写指令作为“prompt”和“instruction”来修改文本的表述方式和结构，或者进行针对性的修改（例如拼写修改、语法修改等）；对于代码修改，GPT-3 可以完成不同代码语言之间的翻译，并且在修改代码结构、改变代码风格方面显示出了突出的效果。

如图 2.5 所示，插入的功能由 Text-davinci-insert-001 模型和 Text-davinci-insert-002 模型提供支撑；修改的功能由 Text-davinci-edit-001 和

33 https://www.github.com/openai/human-eval

Code-davinci-edit-002 提供支撑。

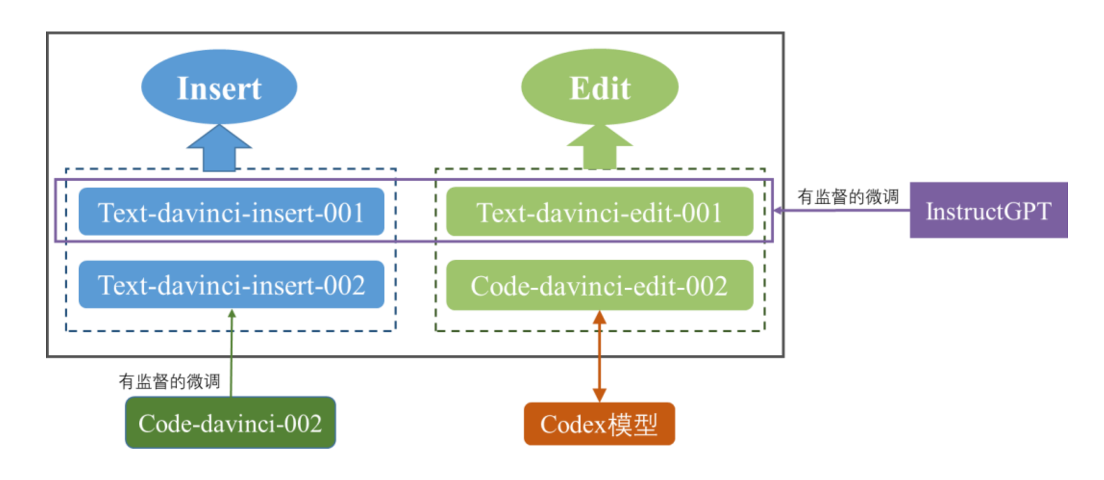


图 2.5 Insert+Edit 系列模型

2.5.5 GPT-3.5 系列模型

GPT3.5 是一系列模型的统称，ChatGPT 即是在 GPT3.5 中 text-davinci-002 模型基础上，通过强化学习微调得到的。如下表所示，Code-davinci-002 模型是 GPT-3.5 的基础模型，适用于纯代码补全任务，text-davinci-002 模型是基于 code-davinci-002 的 InstructGPT 模型，text-davinci-003 是 text-davinci-002 进一步通过人类反馈优化后的模型。Turbo 与 ChatGPT 属于相同的模型系列。它针对聊天进行了优化，因此可用于对话式聊天输入和输出，但在完成其他任务时和 Davinci 模型系列一样表现出色。

表 2-3 OpenAI 提供的 GPT3.5 模型 API[34]

模型名称（API）	描述	最大 token 数	时间
gpt-3.5-turbo	功能最强大的 GPT-3.5 模型；针对聊天进行了优化；成本仅为 text-davinci-003 的 1/10； 将使用最新的模型迭代进行更新	4,096 tokens	截止 2021.9
gpt-3.5-turbo-0301	与 gpt-3.5-turbo 不同的是，这个模型	4,096 tokens	截止 2021.9

34 https://platform.openai.com/docs/models/gpt-3-5

	将不会得到更新		
text-davinci-003	可以支持任何语言任务，且比 curie、babbage、ada 模型输出文本质量更高，长度更长；还支持在文本中插入补语	4,000 tokens	截止 2021.6
text-davinci-002	与 text-davinci-003 的能力相似，但用有监督微调而不是强化学习进行训练	4,000 tokens	截止 2021.6
code-davinci-002	对代码补全任务进行了优化	4,000 tokens	截止 2021.6

2.6利用人类反馈指导（Instruct）ChatGPT 模型微调

2.6.1 基于人类反馈的强化学习 RLHF

ChatGPT 利用 RLHF（Reinforcement Learning from Human Feedback）强化算法，指导模型的训练过程。强化学习通过奖励（Reward）机制来指导模型训练，奖励的计算要比损失函数更灵活和多样。强化学习的思路是通过对奖励的大量采样来拟合损失函数，从而实现模型的训练。RLHF 最早可以追溯到 Google 在 2017 年发表的《Deep Reinforcement Learning from Human Preferences》[35]，它通过人工标注作为反馈，提升强化学习的表现效果。

在 RLHF 的框架下，ChatGPT 的训练过程分为三个阶段[36]：第一阶段，通过人工标注数据微调 GPT-3.5 模型得到 SFT（Supervised Fine-Tuning）模型；第二阶段，使用 SFT 模型生成 k 个回答并对其质量进行人工排序，训练奖励模型（Reward Model）；第三阶段，基于近端策略优化（Proximal Policy Optimization，PPO）模型生成回答，并使用奖励模型对其进行评估和打分，进而更新训练 PPO 模型的参数，直至模型收敛。如图 2.2 所示（图片来源于 OpenAI 官方网站）。下面分别对每一阶段的工作流程进行简要概述。

35 论文理解【IL - IRL】——Deep Reinforcement Learning from Human Preferences. https://blog.csdn.net/wxc971231/article/details/121785301

36 Ouyang L, Wu J, Jiang X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback[J]. arXiv preprint arXiv:2203.02155, 2022.

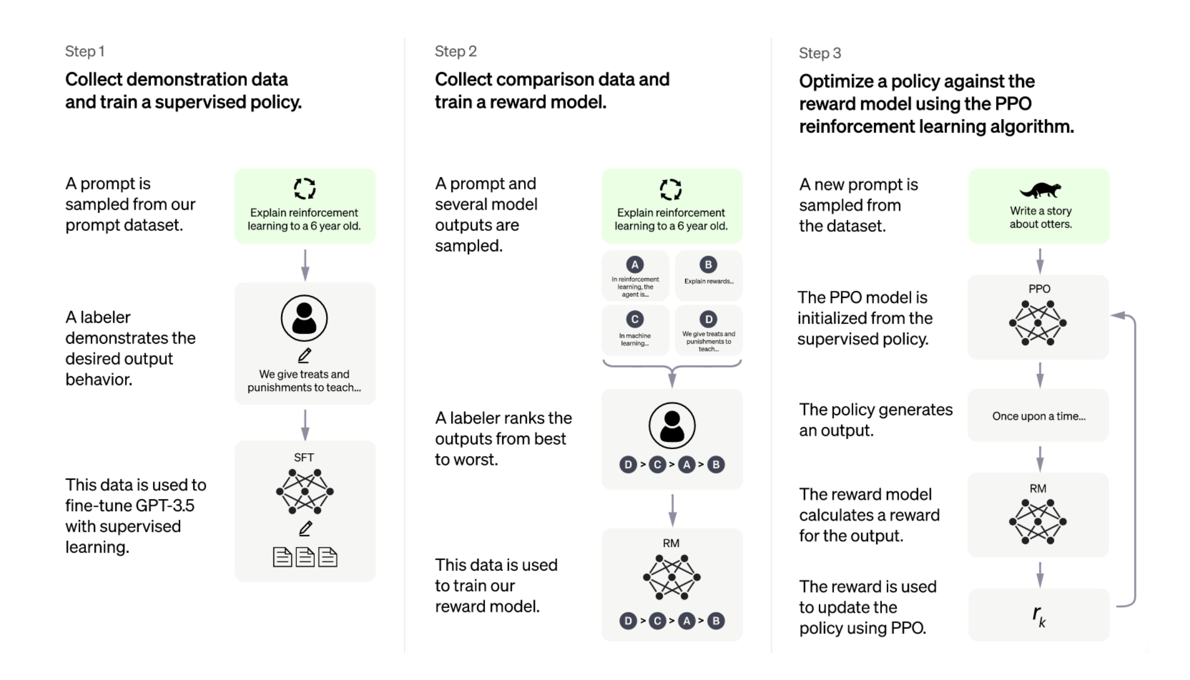


图 2.2 ChatGPT 的训练过程[37]

（1）微调 GPT-3.5 模型得到 SFT

为了让 GPT-3.5 模型初步具备理解指令中蕴含的意图，首先从测试用户提交的 prompt（即指令或问题）中随机抽取一批数据，依靠专业的标注人员对抽取的 prompt 数据进行高质量回答，获得<prompt, answer>数据对。然后，使用这些人工标注好的数据对来微调 GPT-3.5 模型，从而使模型更好地理解输入的指令。由此，一个基本的 GPT-3.5 语言模型就被学习成了下图中的 SFT 模型。

（2）利用人工排序训练奖励模型

该阶段的主要目的是通过人工标注训练数据，来训练奖励模型。首先，随机抽取一批用户提交的 prompt 数据（大部分和第一阶段抽取的相同），使用第一阶段生成的 SFT 模型，为每个 prompt 生成 k 个不同的回答，于是模型产生了<prompt, answer1>, <prompt, answer2>…<prompt, answer k>一系列的数据。之后，标注人员按照相关性、富含信息性、有害信息等诸多标准对 k 个结果的质量进行

37 https://openai.com/blog/chatgpt

综合考虑，得出它们的排名顺序，由此获得了奖励模型的训练数据。

接下来，通过 pair-wise learning to rank 模式训练奖励模型。对于每个输入<prompt，answer>，奖励模型给出评价其回答质量高低的奖励分数。具体来看，对于一对训练数据<prompt，answer1>和<prompt，answer2>，假设人工排序中 answer1 排在 answer2 前面，那么奖励模型损失函数鼓励模型对<prompt, answer1>的打分比<prompt，answer2>高。最终对于训练好的奖励模型来说，输入数据对<prompt，answer>，即得到其输出结果的质量得分，得分越高说明生成的回答质量越高。

（3）基于奖励模型的输出训练生成回答

本阶段无需人工标注数据，而是利用上一阶段训练好的奖励模型，对结果质量进行打分来更新预训练模型参数。首先，从用户提交的 prompt 里随机抽取一批新的数据，并由第一阶段生成的 SFT 模型来初始化近端策略优化 PPO 模型的参数，这里新的数据是指与第一阶段和第二阶段均不同的 prompt，这样做的目的是提升 LLM 理解指令的泛化能力。

然后，对于随机抽取的 prompt，使用 PPO 模型生成对应的回答，进而使用上一阶段训练好的奖励模型给出其质量评估的奖励分数，即奖励模型赋予整个回答（由单词序列构成）的整体奖励。接下来，将每个单词看作一个时间步，把奖励由后往前依次传递，由此产生的策略梯度可以更新 PPO 模型的参数。这是标准的强化学习过程，旨在训练 LLM 获得高奖励的答案，也即产生符合奖励模型标准的高质量回答。整个过程迭代数次直至模型收敛。

2.6.2 RLHF 的特点与优势

总的来说，RLHF 能够借助人类给予的反馈，学习到人类对同一 Prompt 的

所有类型回答的相对偏好，从而可以借助 RLHF 使语言模型模仿人类的价值观，保证了输出的一致性，实现按照人类价值观输出回答。这一机制的引入使得 ChatGPT 具备了辨别文本好坏(Non-toxic)的能力，满足了用户友好的对话原则，大幅提升了用户在与 ChatGPT 对话过程中的体验程度。而 BERT 是相对通用的预训练模型，其在问答的下游应用场景中，可能会出现"口无遮拦"的情况，回答并不能很好地满足用户需要。

2.7利用奖励模型(RM)使 ChatGPT 更接近人类表现

2.7.1 奖励模型 Reward Model

模型输入：问题（Prompt）（x）、ILM 对 Prompt 的输出（Text）（y）、标注者的偏好排序（Rank）（$y_w > y_l$）

模型输出：对根据 Prompt 生成 Text 的参数为θ的 ILM 的奖励（Reward）（$r_\theta(x,y)$）

模型功能：学习人类对 Text 文本的偏好，对输入的每一条 Prompt-Text 对在 Sentence 层级上进行评价，提供该 Prompt-Text 对的人类偏好奖励

训练 Batch：标注者对同一 Prompt 生成的多个 Text 的排序标注（Rank）

从模型结构上来看，ChatGPT 中的原始 RM 模型是在 SFT 训练后的 GPT3.5 基础上，移除去嵌入层（Unembedding Layer）的产物。在原始 RM 模型的基础上，首先基于 ELO 方法[38]将标注者的偏好排序转换为奖励$r_\theta(x,y)$，转换的公式如下：

$$E_A = \frac{1}{1+10^{(R_B-R_A)/400}}$$

$$E_B = \frac{1}{1+10^{(R_A-R_B)/400}}$$

$$R_A' = R_A + \lambda(S_A - E_A)$$

38 Elo A E. The rating of chessplayers, past and present[M]. Arco Pub., 1978.

$$R_B' = R_B + \lambda(S_B - E_B)$$

其中，R_A表示调整前的$r_\theta(x,A)$，E_A表示 A 的期望得分（$\mu p_{(r_\theta(x,A)>r_\theta(x,B))}$），$S_A$表示 A 的实际得分（实际数据集中的 A>B 的情况），R'_A表示调整后的 A 的$r_\theta(x,A)$，λ为调整系数。

在获得标量化的$r_\theta(x,y)$后，模型将最小化交叉熵损失函数，两个 Text 间的损失函数[39]计算如下：

$$\operatorname{loss}(\theta) = -\frac{1}{\binom{K}{2}} E_{(x,y_w,y_l)\sim D}\left[\log\left(\sigma\left(r_\theta\left(x,y_w\right) - r_\theta\left(x,y_l\right)\right)\right)\right]$$

其中，K 为针对同一个 Prompt 所生成的 Text 数量，该数通常位于 4-9 之间，D 为整个训练数据集，$\binom{K}{2}$表示排列组合数C_K^2，y_w为标注者更偏好的 Text。Text 的评价是按照 Sentence 粒度的 Token 进行的，因此y_w, y_l均可视作是多个 Token 的聚合，也即$y_w = \sum s_i$。

2.7.2 RM 的特点与优势

RM 解决了 ChatGPT 这一超大参数规模预训练模型难以微调的问题。由于 ChatGPT 采用强化学习的方式进行调参，对其训练需要构建环境来对 LM 生成的输出进行反馈（Reward），在以往的 RL 过程中，环境通常依赖于大量复杂的规则来构建奖励函数，而对 ChatGPT 来说，这是无法实现的。RM 能够对输入的 Prompt-输出对进行评价，对其提供标量的反馈，起到了 RL 过程中环境的功能，使得 RLHF 得以进行。

此外，RM 的训练数据引入了人工标记偏好次序的标注方法，避开了直接对 Prompt-输出对文本进行评价带来的个人偏好标注偏差、标注者专业性限制导致的标注成本巨大等影响调优效果的问题。

39 Ouyang L, Wu J, Jiang X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback[J]. arXiv preprint arXiv:2203.02155, 2022.

2.8利用 PPO 模型优化 ChatGPT 的文本生成策略

2.8.1 近端策略优化模型 PPO

PPO（Proximal Policy Optimization）算法作为 ChatGPT 模型训练的第三阶段，利用第二阶段训练好的奖励模型，靠奖励打分来更新预训练模型参数。在数据集中随机抽取问题，使用 PPO 模型生成回答，并用上一阶段训练好的奖励模型给出质量分数。把回报分数依次传递，由此产生策略梯度，通过强化学习的方式以更新 PPO 模型参数[40]。

PPO 算法通过与环境的交互来交替采样数据，并利用随机梯度上升来优化"替代"目标函数[41]。标准的策略梯度方法对每个数据样本进行一次梯度更新，这种方法若想实现良好结果具有一定挑战性，原因是算法本身对步长大小的选择很敏感：如果步长太小，会增加处理数据的时间，导致计算效率低下；如果步长太大，有效的信息可能会被淹没，导致计算性能的下降。而且，样本的效率通常比较差，为了学习简单的任务，往往需要花费数百万（或数十亿）的时间。相比较策略梯度方法，PPO 算法的优势在易于实施、样本复杂性和易于调整之间取得了平衡，试图在每个步骤中计算更新，以最大限度地降低成本函数，同时确保与之前策略的偏差相对较小[42]。

除了能够克服策略梯度方法存在的不足，PPO 算法也加入了经验回放，即在每次更新策略参数和价值参数前都会对其每一步估计优势和价值目标，并存储到经验库中，从经验库中多次抽取一批经验进行回放和学习用于更新策略参数和价值参数。因此，经验回放的邻近策略优化学习保留了同策学习算法的优势[43]。

---

40 https://blog.csdn.net/cascleright1/article/details/128914788

41 Schulman J , Wolski F , Dhariwal P , et al. Proximal Policy Optimization Algorithms[J]. 2017.

42 https://openai.com/blog/openai-baselines-ppo/

43 肖智清.强化学习：原理与实现[M]. 机械工业出版社, 2019:145-146

ChatGPT 中 PPO 算法流程如图所示：

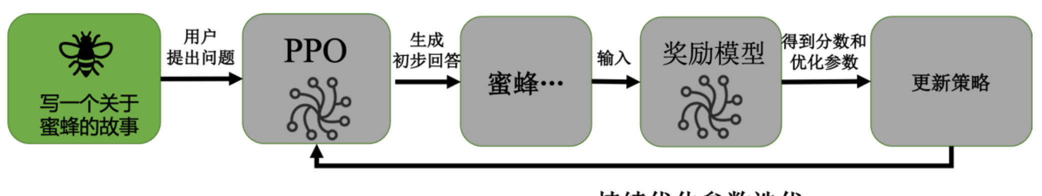


图 2.3 近端策略优化模型 PPO 示意图

从用户提交的指令/问题中随机抽取一批新的命令传给 PPO 算法，由监督学习模型初始化 PPO 算法的参数并生成相应回答，将该回答作为输出给奖励模型计算质量分数，每一次得到的分数再将依次传递，进而产生策略梯度作为 PPO 模型参数更新的依据，从而不断更新策略。

2.8.2 PPO 的特点与优势

PPO 是一种同策调优方法（On-Policy），相较于具备马尔可夫性的基于价值方法（Value-Based Method）或异策调优方法（Off-Policy），PPO 的调优过程中使用的经验是当前策略产生的经验，也即能够即时对当前用于生成输出文本的策略进行即时优化，保证了估计的损失函数（RM 模型的输出）与当前生成策略的一致性，从而使得生成策略会随着对话的进行而即时改变。这赋予了 ChatGPT 识别前后段对话的能力，使得 ChatGPT 在与用户的对话中具备一定的记忆力，能够根据先前的对话内容调整下一次输出的内容。

此外，PPO 引入了经验回放机制，通过随机采样将用于训练旧策略的轨迹用于新策略的训练，提高了训练所用数据的利用率，还限制了更新前的旧策略与更新后的新策略的变动幅度，提高了算法稳定性。在 ChatGPT 的 PPO 优化过程中，还同时引入了 KL 散度[44]作为惩罚函数，进一步限制了单代优化过程中的新旧策

44 Joyce J M. Kullback-leibler divergence[M]//International encyclopedia of statistical science. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011: 720-722.

略差异大小，提高了 ChatGPT 的稳定性，避免了 ChatGPT 通过非正面性回答问题、依靠投机取巧取悦人类来收获较高的 RM 评价的回答方式。

3 ChatGPT 相关研究及实践

ChatGPT 的出现引发了大批生成式大规模语言模型的研究热潮，国内外各大科研机构、科技企业等都将 ChatGPT 等 AI 技术的研究视为推动行业范式变革的重要战略，纷纷投入开展对其研究。本节整理了国内外的相关研究，旨在了解业界机构的最新研究动态，跟踪其最前沿研究成果。

3.1谷歌

2 月 7 日，谷歌 CEO Sundar Pichai 发布了自家的 AI 对话式机器人 Bard（吟游诗人）。Bard 是由 LaMDA 提供支持的全新实验性对话 Google AI 服务[45]，寻求将世界知识的广度与谷歌大型语言模型的力量、智慧和创造力相结合。它利用来自网络的信息提供最新、高质量的回复。Google 于 2021 年推出 LaMDA 模型，2022 年初发表的论文指出该模型用上 1,370 亿组参数来进行训练，能够实现接近真人的对话体验[46]。

同为聊天机器人，谷歌的 Bard 与微软支持的 ChatGPT 具有相似之处，它们需要用户键入一个问题或请求，并对此做出作出回应。Bard 与 ChatGPT 的最大不同在于 ChatGPT 的最新数据仅截至 2021 年，而 Bard 可以回答当下的问题，达到即时搜索回答的效果。据悉，ChatGPT 收集的内容截止到 2021 年[47]。目前，Bard 采用轻量版 LaMDA，算力要求较低，故此能开放给更多人使用，以获得更多用户回馈，帮助 AI 持续学习和改善表现[48]。

45 https://baijiahao.baidu.com/s?id=1757162663457326343
46 https://blog.google/technology/ai/bard-google-ai-search-updates/
47 https://m.sohu.com/coo/heisha/638592445_121647777
48 http://column.etnetchina.com.cn/column-list-EtnetcolB377/103890.htm

3.2百度

百度研发的文心一言（ERNIE Bot）将于 3 月份完成内测，并面向公众开放，最初版本将嵌入其搜索服务中。百度官宣这一消息的微信公众号文章，责任编辑一栏署名为“希加加、度晓晓、叶悠悠、林开开”——这四个正是百度现有的数字人，从某种意义上说，这也是百度展现其 AI 模型的实力。

文心一言是一款基于知识增强的持续学习语义理解框架的 AI，该框架将大数据预训练与多源丰富知识相结合，通过持续学习技术，吸收文本数据中词汇、结构、语义等方面的知识，从而令模型效果不断优化。百度在人工智能领域深耕十余年，拥有产业级知识增强文心大模型 ERNIE ，具备跨模态、跨语言的深度语义理解与生成能力[49]。百度在人工智能四层架构中有全栈布局，包括底层的芯片、深度学习框架、大模型以及最上层的搜索等应用。有消息表明，文心一言已经逐渐发展到能够完成语言理解、语言生成和文本生成图像等任务，百度的目标是将该服务作为一个独立的应用来使用，并在用户进行搜索时通过纳入聊天机器人生成的结果逐渐融入其搜索引擎[50]。

3.3阿里

阿里巴巴达摩院先后发布多个版本的多模态及语言大模型，在超大模型、低碳训练技术、平台化服务、落地应用等方面实现突破，引领了中文大模型的发展。据阿里研究院公布的信息显示，阿里巴巴达摩院在 2020 年初启动中文多模态预训练模型 M6 项目，同年 6 月推出 3 亿参数的基础模型；2020 年 10 月，M6 的参数规模扩展到 10 万亿，成为当时全球最大的 AI 预训练模型。阿里云曾表示，作为国内首个商业化落地的多模态大模型，M6 已在超 40 个场景中应用，日调

49 官宣：文心一言：https://mp.weixin.qq.com/s/0-8X9FPouteKzNiK6DPaiA

50 百度官宣“文心一言”：中国版 ChatGPT 下月面世：https://www.cankaoxiaoxi.com/science/20230208/2504081.shtml

用量上亿。在阿里云内部，M6 大模型的应用包括但不限于在犀牛智造为品牌设计的服饰已在淘宝上线、为天猫虚拟主播创作剧本，以及增进淘宝、支付宝等平台的搜索及内容认知精度等，尤其擅长设计、写作、问答，在电商、制造业、文学艺术、科学研究等前景中落地。

2 月 7 日，钉钉公众号称，其 App 可以在钉钉机器人里接入类似 ChatGPT 的功能，实现机器人对话相关操作。据报道，阿里达摩院正在研发类 ChatGPT 的对话机器人，目前已开放给公司内部员工测试[51]。从曝光截图来看，阿里巴巴可能将 AI 大模型技术与钉钉生产力工具深度结合，该模型不仅有纯文本任务能力，还融合了多模态任务能力。

3.4腾讯

腾讯的智能 AIGC 产品文涌（Effidit）整合了知识抽取、文本理解、文本生成、预训练模型、经典语言模型和搜索等技术，已落地于腾讯广告、搜索、对话等内部产品，使用混元系列 AI 大模型作为底层预训练模型[52]。

2022 年 11 月，HunYuan 借助腾讯太极机器学习平台，推出 HunYuan-NLP 1T 大模型，登顶 CLUE 自然语言理解任务榜单。该模型在热启动、MoE 路由算法、模型结构和训练加速方面进行了优化，降低了训练成本，最快仅用 256 卡在一天内完成训练，整体训练成本仅为 1/8[53]。

3.5京东

基于产业需求，京东云旗下言犀人工智能应用平台将推出 ChatJD，定位为产业版 ChatGPT，旨在打造优势、高频、刚需的产业版通用 ChatGPT[54]。京东云

51 阿里类 ChatGPT 产品曝光，已进入内测阶段：https://k.sina.com.cn/article_6192937794_17120bb4202001zmw7.html

52 https://mp.weixin.qq.com/s/TG2vlT0UrlXSdGgNOlLn5w

53 https://m.thepaper.cn/baijiahao_20908780

54 京东云言犀将推出产业版 ChatGPT：ChatJD 并公布落地应用“125”计划：https://www.chinanews.com/cj/2023/02-10/9951350.shtml

在 AIGC&ChatGPT 的布局，主要聚焦文本、声音、对话生成、数字人生成和通用型 Chat AI 技术五个方面：文本生成（NLG）包括商品标题（10 个字）、商品卖点文案（100 字）、商品直播文案（500 字）三类，聚焦商品文案生成。目前商品文案写作能力已经覆盖 2000 多个京东的品类，京东的商品文案生成技术已累计生成文案 30 多亿字。语音生成（TTS）语音合成主要应用到智能客服、SaaS 外呼、金融、AI 直播等产品。

3.6科大讯飞

科大讯飞于 2 月 8 日表示，“ChatGPT 主要涉及到自然语言处理相关技术，属于认知智能领域的应用之一，公司在该方向技术和应用具备深厚积累”[55]。据介绍，在科大讯飞已有的 AI 技术、产业场景、行业数据等基础上，公司已于 2022 年 12 月份进一步启动生成式预训练大模型任务攻关，科大讯飞 AI 学习机将成为该项技术率先落地的产品，并于 2023 年 5 月 6 日进行产品级发布。该技术突破将在 AI 学习机的中英文作文辅导、中英文口语学习等方面带来显著提升[56]。

科大讯飞于 2022 年获得 CommonsenseQA2.0、OpenBookQA 等多个认知智能领域权威评测的第一[57]，在文本识别、语音识别、语义理解等领域优势明显[58]。已面向认知智能领域陆续开源了 6 大类、超过 40 个通用领域的系列中文预训练语言模型，成为业界最广泛流行的中文预训练模型之一。

3.7华为

华为 MindSpore 团队和鹏城实验室在 2021 年联合发布了全球首个千亿参数的预训练中文模型鹏程·盘古，模型参数为两千亿；另一个是华为云联合鹏城实

55 https://www.xfyun.cn/?ch=xfow

56 https://baijiahao.baidu.com/s?id=1757360843908924072

57 全面解读 ChatGPT 产业链机会：https://new.qq.com/rain/a/20230201A08RYI00

58 科大讯飞:有 ChatGPT 相关技术积累 并保持核心技术处于世界前沿水平：https://www.9fzt.com/detail/sz_399685_1_123508192595365.html

验室一起联合训练出来的华为·盘古大模型，这个模型参数为 1100 亿，均专门是针对中文的。基于这些模型可以做云搜索，智能客服，医疗向导，互动教育、文学创作、自动摘要的生成等。这个模型将突破语言壁垒，支撑国家战略，将与鹏城实验室在多个场景进行持续探索与创新。

3.8奇虎 360

公司的人工智能研究院从 2020 年开始一直在包括类 ChatGPT 技术在内的 AIGC 技术上有持续性的投入，但截至目前仅作为内部业务自用的生产力工具使用。公司计划尽快推出类 ChatGPT 技术的 DEMO 版产品。AIGC 技术除了在搜索引擎的应用之外，还可以辅助数字安全能力的提升[59]。

3.9北京智源研究院

通过搭建多语言文图表征模型 AltCLIP，智源研究院的研究者先推出了中英双语图像生成模型 AltDiffusion，支持精细长中文 Prompts 高级创作。在此基础上，还推出了多语言升级版 AltDiffusion-m9，其成为首个支持 9 种语言的文图生成模型。该研究的主要贡献是搭建了一个多语言文图生成模型的基石，使得更多使用不同语言的创作者可以通过 AltDiffusion 模型进行创作[60]。

3.10 IDEA 研究院

2021 年 11 月 22 日，IDEA 研究院创院理事长沈向洋在 IDEA 大会上正式宣布启动 "封神榜"大模型开源计划[61]。该中心拥有国内最大的开源模型体系——封神榜，已开源的 98 个模型如（1）二郎神系列：以 Encoder 结构为主的双向语言系列模型，专注于解决各种自然语言理解任务。（2）余元系列：本系列模型主要面向医疗领域。（3）周文王系列：是 IDEA 研究院与追一科技联合开发的一

59 https://baijiahao.baidu.com/s?id=1757150426025501183

60 https://baijiahao.baidu.com/s?id=1756684079459811648

61 https://www.idea.edu.cn/fengshenbang-lm.html

系列新结构大模型，是中文领域内可同时做 LM 和 MLM 任务的最大模型。(4) 闻仲系列：以 Decoder 结构为主的单向语言模型，是一系列强大的生成模型。(5) 燃灯系列：本系列是以 Transformer 结构为主的编解码语言模型，主要解决通用任务。（6）比干系列：本系列主要面向各种纠错任务。开源模型探索研发适配各个领域的个性化可定制模型，支持全部自然语言处理任务，推出类 ChatGPT 模型，全力支持中国 AIGC 的发展。

3.11 中科院自动化所

中国科学院自动化研究所和华为等联合开发的全球首个三模态大模型"紫东太初"。该平台通过跨模态多任务自监督学习实现图像、文本、语音三模态数据间的"统一表示"与"相互生成"，并基于国产化自主 AI 基础软硬件平台（昇腾）开发实现，向更加通用型人工智能跨出一步。在上海开幕的 2022 世界人工智能大会上，该模型的研究团队获得了大会最高奖项"卓越人工智能引领者"(SAIL，Superior AI Leader)奖[62]。

3.12 鹏程实验室

鹏程实验室（深圳网络空间科学与技术省实验室）联合华为在 2021 年发布了盘古大模型，是国产全栈式 AI 基础设施第一次支持 2000 亿级超大规模语言模型训练，探索并验证了国产 E 级智算平台在软硬件协同优化、大规模分布式并行训练等核心关键技术上的可行性[63,64]。鹏程实验室在 2022 年发布的生物信息研究平台鹏程·神农是面向生物医学领域的人工智能平台，用于加速新型药物的

62 "紫东太初"多模态大模型获世界人工智能大会最高奖：https://www.cas.cn/cm/202209/t20220902_4846612.shtml

63 中国算力网的机遇与挑战：https://pcl.ac.cn/html/943/2023-01-28/content-4189.html

64 高密度 ARM 服务器如何引领"数智时代"发展，打通"智变质变"正循环：https://developer.huawei.com/consumer/cn/forum/topic/0203110741145865182

筛选与创制[65]。

3.13 其他

除了上述企业及机构之外，发布过的大规模语言模型还有很多，比如 Meta AI 的 OPT-IML、Hugging Face 的 Bloom 等等。在对话技术方面，近年来也有多家企业发布过自己的聊天机器人，比如 Meta 的 BlenderBot、谷歌的 LaMDA、DeepMind 的 Sparrow 等等[66]。ChatGPT 作为其中的佼佼者，再次点燃了对话生成技术的热潮，并且通过与搜索引擎的结合，开始显现出更大的应用价值。更多企业和机构势必跟进相关 AI 技术的研发，内容创作、智能客服等多个领域将从中受益。

4 ChatGPT 的应用

作为 AIGC 技术的具体应用，ChatGPT 的出现为各个行业验证了一种新的可能。全球各个行业领域都在分析研究如何将其引入自身行业体系中，从而进一步抢占市场先机。已有多家企业积极布局和研发 ChatGPT 相关的产品和服务。我们认为它将可能在以下领域发挥多样化的潜力。

4.1ChatGPT 在科研领域的应用

基于 Transformer 模型结构改造的 AlphaFold 及 AlphaFold2 在生物化学领域取得了巨大的成功，是人工智能技术在科研领域举世瞩目的重要进展。生物化学领域的科研机构和企业从 ChatGPT 发布开始，就在迅速跟进相关动态，并尝试借此提升科研过程的效率。另外，在论文等科研成果的编写方面，ChatGPT 也初现锋芒。

65 人工智能产业的科研创新：https://news.fange59.com/jjsy/24626.html

66 https://baijiahao.baidu.com/s?id=1756200507168401095

4.1.1 ChatGPT 用于生物化学研究

（1）药物发现

阿斯利康在将 ChatGPT 应用于药物发现的一项研究中表示，ChatGPT 可以识别出传统方法未发现的新靶点，并展示了生成式 AI 算法在加速药物发现过程的潜力。剑桥大学的研究人员利用 ChatGPT 分析科学文献并确定了一个治疗阿尔茨海默病的新靶点；旧金山加利福尼亚大学的研究人员使用 ChatGPT 分析电子健康记录并识别现实环境中存在的潜在药物间相互作用关系。Insilico Medicine 创始人兼联合首席执行官 Alex Zhavoronkov 表示，生成式 AI 可根据条件来合成数据，目前已被应用于医疗健康领域的方方面面，但是考虑到 ChatGPT 使用的训练集和训练它的 AI 训练师水平，存在准确性问题，所以暂时不建议将其直接应用于任何生物医学领域[67]。

（2）预测分子结构

在 ChatGPT 发布之前，已经有一些研究在探索 GPT-3 等通用生成式大模型在科研领域应用的可行性。研究[68]探讨了 GPT-3 模型在化学领域的低数据发现能力。作者发现 GPT-3 模型虽然可以生成一些看起来合理的分子结构，但是在预测这些结构的性质和稳定性时表现不佳。与此同时，作者还发现 GPT-3 模型在化学领域中存在语言不连贯性和化学符号解析问题等局限性。综上，ChatGPT 等生成式模型在生物化学领域虽然存在潜力，但目前仍没有产生类似于 AlphaFold 等专用模型的有效成果。

4.1.2 ChatGPT 用于科研写作

67 https://baijiahao.baidu.com/s?id=1758039163135704089

68 Is GPT-3 all you need for low-data discovery in chemistry? https://chemrxiv.org/engage/chemrxiv/article-details/63eb5a669da0bc6b33e97a35

ChatGPT 从去年 12 月推出以来，已经有不少人将它用作论文写作的工具[69]。据 Nature 统计，使用 ChatGPT 并将其列为作者的论文最少有 4 篇。AI 药物研发公司 Insilico Medicine 的 CEO，Alex Zhavoronkov 透露道，其所在的机构已发表了 80 多篇由 AI 工具生成的论文[70]。Nature、Science 多个顶级刊物纷纷开始对 ChatGPT 出台使用限制措施。Springer Nature 发布了其在科学论文中使用人工智能写作工具的政策，像 ChatGPT 这样的软件在其数千种期刊上发表的论文中不能被记为作者身份[71]。斯普林格公司表示，它对科学家使用人工智能帮助写作或产生研究想法没有异议，但需要作者来适当披露这种贡献。

4.2ChatGPT 在教育领域的应用

ChatGPT 人工智能语言模型应用的开发开辟了新的学习机会，它能够提供随时随地访问的个性化学习体验，是一种经济高效的教育解决方案。

4.2.1 ChatGPT 用于教学

在美国，有老师让学生和 ChatGPT 辩论，以训练批判性思维，还有老师试用 ChatGPT 出题，提高备课效率，还有老师用其快速搜索资料，提高课程丰富度。国内类 ChatGPT 技术也于教育领域落地。

2 月 8 日，小度推出旗下首款搭载 ChatGPT 同源技术的教育硬件产品——小度光学护眼学习平板，用户在该产品上已经可以体验作文批改和主动润色等 AI 功能。网易有道方面透露，有道 AI 技术团队已投入到 ChatGPT 同源技术（AIGC）在教育场景的落地研发中，目前该团队已在 AI 口语老师、中文作文批改等细分学习场景中尝试应用。同时，公司有望尽快推出相关的 demo 版产品，该产品的面世将标志着 AIGC 技术在国内互联网教育场景的首次着陆。科大讯飞于 2022

69 https://baijiahao.baidu.com/s?id=1757239547336214156

70 https://baijiahao.baidu.com/s?id=1756245018319071719

71 https://www.theverge.com/2023/1/26/23570967/ChatGPT-author-scientific-papers-springer-nature-ban

年 12 月份进一步启动生成式预训练大模型任务攻关，科大讯飞 AI 学习机将成为该项技术率先落地的产品，并于 2023 年 5 月 6 日进行产品级发布。

但是，有学生已经把 ChatGPT 当成作弊工具。截至 2023 年 1 月，美国 89% 的大学生利用 ChatGPT 应付作业。全球多个学校已经禁用 ChatGPT，理由是担心学生利用 ChatGPT 作弊，沦为 ChatGPT 喂养的“宠物”，丧失学习能力以及批判思维。ChatGPT 的孵化机构 OpenAI 公司发言人担心学生沉迷于“拿来主义”，透露正在开发反作弊系统，检测 AI 自动生成文本。斯坦福研究人员推出了 DetectGPT[72]，便于检测出 AI 生成文本。

4.2.2 ChatGPT 用于考试

另外，有多项研究在探讨 ChatGPT 在课程考试中的可行性。研究[73]以物理学课程的考核内容为对象，实验表明 ChatGPT 可以勉强通过这门课程，但是会表现出像是初学者犯的错误。研究[74]将 ChatGPT 用于明尼苏达大学的四次法学真实考试中，ChatGPT 均取得了较低但合格的成绩。研究[75]将 ChatGPT 应用于美国医疗许可考试（USMLE）中，ChatGPT 通过了考试，并表现出能够执行与处理复杂的医疗和临床信息的能力。但是，研究[76]对 ChatGPT 进行了软件测试课程的考试实验，ChatGPT 只能够正确回答少部分问题，并未能够通过考试。研究[77]发现 ChatGPT 虽然可以高效地用各种方式解释许多概念，形象地描述抽象概念，但是不能够真正将概念联系起来。相反，它可能会有理有据地给出错误信息。

4.3ChatGPT 在医疗领域的应用

72 https://arxiv.org/abs/2301.11305

73 Could an Artificial-Intelligence agent pass an introductory physics course? ：https://arxiv.org/abs/2301.12127

74 ChatGPT Goes to Law School. Available at SSRN, 2023.

75 Performance of ChatGPT on USMLE: Potential for AI-assisted medical education using large language models[J]. PLOS Digital Health, 2023, 2(2): e0000198.

76 ChatGPT and Software Testing Education: Promises & Perils：https://arxiv.org/abs/2302.03287

77 AI Insights into Theoretical Physics and the Swampland Program: A Journey Through the Cosmos with ChatGPT https://arxiv.org/abs/2301.08155

ChatGPT 等人工智能技术的应用有望改善现有的医疗水平，让医疗技术更加智能化、高效化、个性化。目前，有一些研究已经开始探索 ChatGPT 在**医疗报告简化生成、医疗决策、医患沟通**等应用上的可行性。

4.3.1 ChatGPT 用于报告编写和信息提取

研究[78]使用 ChatGPT 进行医疗报告的简化工作，并邀请 15 位放射科医生对简化结果进行质量评估，大多数报告被认为是真实的、正确的和没有危害的，少部分存在忽略关键医疗结果的问题。研究[79]通过对医学文献和医疗对话数据的分析，设计了一种能够通过 GPT-3 模型自动生成医疗对话摘要训练语料的方法，并证明了其生成的摘要语料对于摘要模型的监督训练有较好的帮助。研究[80]探讨了 GPT-3 模型在生物医学领域的 Few-shot 学习能力，即当样本数量很少时，GPT-3 模型在预测生物医学实体、预测药物-基因关系、回答生物医学问题等任务中的表现，与传统的基于规则或基于统计的方法相比没有优势。研究[81]实验了 GPT-3 模型在生物医学信息提取中的应用，发现 GPT-3 模型虽然可以生成一些看起来合理的实体、关系和事件，但是其表现并不理想。

4.3.2 ChatGPT 用于诊断决策和分流

研究[82]探索了 ChatGPT 在放射学决策中的可能用途，并表明 ChatGPT 在确定需要进行乳腺癌和乳房疼痛病人的成像检查决策中取得了较好的结果，鉴于放射学决策的复杂程度，作者认为 ChatGPT 可以作为的放射学决策的辅助工具。在 ChatGPT 之前，还有一些基于 GPT-3 等模型的研究。研究[83]探讨了 GPT-3 模

78 ChatGPT Makes Medicine Easy to Swallow: An Exploratory Case Study on Simplified Radiology Reports：https://arxiv.org/abs/2212.14882

79 Medically Aware GPT-3 as a Data Generator for Medical Dialogue Summarization https://arxiv.org/abs/2110.07356

80 GPT-3 Models are Poor Few-Shot Learners in the Biomedical Domain https://arxiv.org/abs/2109.02555

81 Thinking about GPT-3 In-Context Learning for Biomedical IE? Think Again https://arxiv.org/abs/2203.08410

82 Evaluating ChatGPT as an Adjunct for Radiologic Decision-Making.：https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2023.02.02.23285399v1

83 The Diagnostic and Triage Accuracy of the GPT-3 Artificial Intelligence Model https://www.medrxiv.org/content/early/2023/02/01/2023.01.30.23285067

型在医学诊断和分流方面的准确性，发现 GPT-3 在某些疾病的诊断和分流上表现得较准确，例如 COVID-19，心脏病等，但是无法适应一些特定的病例。

4.3.3 ChatGPT 用于医患沟通

为评价 AI 聊天机器人用于医患沟通的可能性，研究[84]评估了使用 ChatGPT 回答医疗问题的效果。对于患者的问题，ChatGPT 和供应商分别给出答复，再让患者对答复进行类别区分，结果显示来自 ChatGPT 的答复还是供应商的答复几乎相同，外行人基本相信了聊天机器人回答的低风险健康问题。但是随着问题的医学复杂度提升，可信度会随之降低。研究[85]探讨了 ChatGPT 在神经退行性疾病诊断因果发现问答上的效果，结果也是类似，ChatGPT 只能理解通常用于描述情况的语言，而不理解复杂的医学术语，比如不能识别 T12 神经根病引起的下腹部不适等病症。

4.4ChatGPT 在信息领域的应用

ChatGPT 诞生于信息领域，也最先冲击到信息科技行业。目前，已有多家信息科技企业在内部对 ChatGPT 的使用场景进行了探索，以辅助编程人员高效开发；同时有企业在其落地应用中实装 ChatGPT 插件，来为用户提供更加个性化的服务。

4.4.1 ChatGPT 用于搜索引擎

传统的搜索引擎是基于关键词匹配搜索结果，而 ChatGPT 可以在自然语言和语义理解的基础上，通过会话的方式进行搜索检索，使用户拥有更好的搜索体验。微软推出了全新的、由人工智能驱动的 Bing（必应）搜索引擎和 Edge 浏览

84 Putting ChatGPT's Medical Advice to the (Turing) Test：https://arxiv.org/abs/2301.10035

85 Causal-Discovery Performance of ChatGPT in the context of Neuropathic Pain Diagnosis：https://arxiv.org/abs/2301.13819

器，用以提供更好的搜索、更完整的答案、新的聊天体验和生成内容的能力[86]。微软公司已经开发了一种与 OpenAI 模型合作的 Prometheus 模型，这种组合为用户提供更相关、更及时和更有针对性的结果，并提高安全性。将人工智能模型应用于核心必应搜索排名引擎，实现了二十年以来相关性检索的最大跳跃，即便是基本的搜索查询也更准确、更相关。微软将搜索、浏览和聊天整合成一个统一的体验，使用户可以从网络的任何地方调用，提供更好的服务内容。

4.4.2 ChatGPT 用于代码生成和错误修复

ChatGPT 可以根据用户编程的需求直接生成代码，同时也可以帮助用户检索已有代码存在的错误。除了 python、Java 等常规代码编写语言外，ChatGPT 也可以生成一些特殊代码，如论文检索式。它是一种由检索词、逻辑算符等元素组成的代码语言，研究[87]实验了 ChatGPT 在生成论文检索式方面的性能，结果显示它能够生成搜索精度较高但召回率较低的检索式，可以作为研究人员快速进行系统性综述工作的辅助工具。修复软件源代码中的错误是一项重要且复杂的工程，自动修复源代码不仅可以提高开发效率，而且能降低维护成本。在代码错误修复方面，ChatGPT 也表现出了较大的潜力。研究[88]评估了 ChatGPT 在程序错误修复方面的性能，并发现 ChatGPT 的表现优于现有最佳的模型。

4.5 ChatGPT 在其他领域的应用

更多行业领域也对 ChatGPT 的应用进行了探索。尤其是内容和游戏产业本身就伴随于互联网发展而诞生，对 ChatGPT 的嵌入式应用有着先天的优势。

4.5.1 ChatGPT 用于内容创作

86 https://blogs.microsoft.com/blog/2023/02/07/reinventing-search-with-a-new-ai-powered-microsoft-bing-and-edge-your-copilot-for-the-web/

87 Can ChatGPT Write a Good Boolean Query for Systematic Review Literature Search?：https://arxiv.org/abs/2302.03495

88 An Analysis of the Automatic Bug Fixing Performance of ChatGPT：https://arxiv.org/abs/2301.08653

作为文本生成模型，ChatGPT 及类似模型开辟了一个新的内容创作时代，能够凭借大规模语料构思、润色、续写、改写、翻译等方面辅助创作者，也可以直接与需求用户对接，通过问答生成和人工筛选的方式构建有价值的内容，例如写诗、写歌、写广告语。美国新闻聚合网站 BuzzFeed 去年 12 月解雇了 180 名员工，将改用 OpenAI 的 ChatGPT 以“增强”和“个性化”其内容[89]。在用人工智能应用到新闻写作上，CNET 走得更超前，不过也更早吃到了“苦果”。从 2022 年 11 月开始，CNET 开始使用内部开发的 AI 引擎，生成了 77 篇新闻报道，由于其中超过一半的报道包含事实错误或者不当引用，以至于 CNET 现在停止使用这个人工智能引擎[90]。

4.5.2 ChatGPT 用于游戏角色

科技是推动游戏产业发展的核心动力，而游戏产业本身有很大值得深挖的价值，可作为自由度较高的完美实验场应用各种新技术[91]。2 月 15 日消息，网易旗下开放世界武侠手游《逆水寒》宣布实装国内首个游戏版类 ChatGPT 应用，让智能 NPC（Non-Player Character）能和玩家自由生成对话，并基于对话内容，自主给出有逻辑的行为反馈[92]。这也是国内类 ChatGPT 首次应用在游戏。官方表示，在“逆水寒 GPT”加持下，智能 NPC 形成巨大的社会关系网，玩家的每一个行为都可能产生蝴蝶效应，影响这个网。据介绍，游戏中智能 NPC 的所有对话文字、表情、语音、镜头均由 AI 自由生成，其中语音为临时的机械版本，待正式上线时还会根据 NPC 性格进行迭代提升。

4.5.3 ChatGPT 用于电商营销、智能客服

89 https://new.qq.com/rain/a/20230201A05EJR00
90 https://baijiahao.baidu.com/s?id=1756231527688401672
91 https://games.sina.com.cn/y/n/2023-02-15/myftyex6493826.shtml
92 https://www.163.com/dy/article/HTKJ61OG0511B8LM.html

智能客服机器人早已在电商领域得到普遍应用，这些服务机器人可以在人工客服接入之前，回答客户常见的业务咨询问题，大大提升客服的接待效率，降低人工客服的工作量。ChatGPT 聊天机器人能力的介入，可以帮助品牌和消费者建立更自然、内容更丰富和个性化的客服对话体系。此外 ChatGPT 可以分析客户的购买历史和偏好，进行个性化产品推荐，从而提高转化率和销售额。利用其出色的内容生成能力，还可以对销售产品进行描述，突出产品卖点，做内容营销。2 月 10 日，京东云官微发布称，旗下言犀人工智能应用平台将整合过往产业实践和技术积累，推出产业版 ChatGPT，产品名字叫：ChatJD，在公布的落地应用路线图“125”计划中提到将会涉及内容生成、人机对话、用户意图理解、信息抽取、情感分类 5 个应用[93]。去哪儿上线的类 ChatGPT 智能问答机器人“万能 AI 小骆驼”，可以帮助用户定制行程、解答旅行中的难题，已收录问题涵盖旅游路线推荐、景区厕所、误食菌菇等。

4.5.4 ChatGPT 用于工业领域任务排班

ChatGPT 对工业领域的任务排班等应用也有潜在的可用性。研究[94]使用 ChatGPT 为建筑项目生成施工计划，利用人类反馈机制，组织一批参与者对输出结果和交互体验进行评估。实验结果显示 ChatGPT 可以根据指定的范围，生成遵循合理任务顺序的连贯时间表，用于在建筑工业任务的自动执行，在提高工业效率方面有很大潜力。

5 人工智能技术迅速发展带来的启示

以 ChatGPT 为代表的人工智能技术近年取得飞速突破，相关成果广泛应用

93 https://www.sohu.com/a/639240675_121286085

94 Investigating the use of ChatGPT for the scheduling of construction projects： https://arxiv.org/abs/2302.02805

于各个领域，对社会各行业都产生了巨大冲击。

总结近十余年来人工智能的主要发展历程，我们认为人工智能取得突飞猛进的根本原因在于计算机学习知识、开发利用知识的模式已经改变。能够从各类数据资源（语料）中快速高效地学习到隐藏于这些数据资源中的知识是 AI 飞速突破的本质所在。

以 ChatGPT 为代表的 AI 技术的迅速发展源于知识学习能力的大幅提升，它带来的启示如下：

5.1计算机解决问题模式已改变，机器学习成为获取解决问题所需知识的重要手段

机器学习改变了计算机解决问题的模式。原来是人输入知识让机器解决问题；而现在，是让机器从相关语料中学习知识，再让机器利用学习到的知识去解决相关的问题。在这一过程中，隐藏着重要人类知识的大样本训练语料至关重要。这些以语料为表征的人类知识才是机器学习取得飞速突破的关键。

5.2深度学习的性能提升，除模型突破之外，更要归功于语料和算力

各类深度学习模型是基础，大量可计算数据资源（训练语料）是前提，大规模计算能力是催化剂。拥有大样本训练语料和大规模计算能力，使得基于人工神经网络深度学习的知识学习性能大幅提升。

5.3自然语言处理的技术已经重写，无监督的预训练对于知识学习有重要价值

基于预训练（Pre-Training）和微调（Fine-Tuning）的两阶段学习方法，改写了自然语言处理（NLP）方式，无监督的预训练具有重要价值。利用大规模非标

注语料的无监督的预训练，能够使模型从语料中学习到语言表达模式、文字前后逻辑、知识元间关系等知识内容，提高了模型的泛化能力和鲁棒性。在此基础上只用少量标注语料进行微调，即可在特定下游任务中取得较好的效果。

5.4ChatGPT 并不是无来由的横空出世，而是学习能力从量变到质变的重大突破

回顾历史来看，从最初的 1.17 亿参数、5GB 语料、12 层 Transformer 的 GPT-1 模型，到目前的 1750 亿参数、45TB 语料、96 层 Transformer、采用人类反馈强化学习的 ChatGPT 模型。ChatGPT 是语料、模型、算法，通过迭代训练不断积累而成的。人工智能知识学习能力上，每一个小小的进步都是有价值的，久久为功，不断进步，最终实现了从量变到质变的转换。

5.5ChatGPT 是集成创新的成果，学习能力的提升得益于软件、硬件、技术、语料的有效集成

为了适应模型参数量的激增，OpenAI 收集、标注了更多的原始训练语料；为了实现更贴近人类的对话效果，研发了基于人类反馈的强化学习方法；为了加速模型训练，部署了 28 万个 CPU 内核、1 万个 GPU 的超级计算机。通过软件、硬件、技术、语料有效的集成，才使得 ChatGPT 的知识学习能力获得质的飞跃，造就了当前 ChatGPT 出色的表现。

6 ChatGPT 对科学研究和文献情报工作的影响

以 ChatGPT 为代表的人工智能技术的巨大应用潜力表明了其或将对各个领域的各个方面带来颠覆性的影响。本节主要探讨其对科学研究所带来的范式变革以及对文献情报工作的直接冲击和深远影响。

6.1ChatGPT 对科学研究的影响

目前，以 ChatGPT 为典型代表的人工智能技术展现出巨大的应用潜力，可能颠覆传统的科学研究方式，以人工智能为科研基础的新范式正在形成。面向科学研究过程，ChatGPT 在科学研究知识获取、科学实验规划、研究成果撰写等多方面可为科研工作人员提供更进一步的支撑。同时，我们也要充分关注人工智能带来的科研伦理、公平性等问题，建立健全相关政策法规，让科学研究在正确的轨道上合理运用人工智能技术。

6.1.1 改变科学研究范式，推动科学研究从第四范式到新科研范式

在人类科学发展史中，科学研究已经历了 4 个范式的变迁，从第一范式（经验范式）到第二范式（理论范式），再到第三范式（模拟范式），再到第四范式（科学大数据、数据密集型范式）。科学研究范式的变化本质上是科学研究基础驱动力的进步，以 ChatGPT 为典型代表的人工智能技术，即将渗入科学研究各个环节，成为驱动科学研究发展的新动力，推动科学研究进入新科研范式（人工智能范式）时代。

6.1.2 改变科学研究知识获取模式，促进检索模式向问答模式升级

传统知识获取方法主要通过搜索引擎服务，以检索关键词、组合筛选、分面、排序的方式获取文献资源。通常需要用户进行多次过滤、更换检索条件对结果进行凝练，最后还需人工逐篇浏览挑选文献资源。实际应用中，该知识获取过程消耗时间较长，更大的问题是存在检索不全的缺点。如果检索词与文献用词不同，那么属于同主题的文献不会被检索出来，影响科研工作者对研究态势的判断。而基于人工智能大模型的问答式知识服务，将不止是一种信息服务系统，而更像是一个具有丰富知识的“人”，他能理解用户的语义表达，能“听懂”用户的提问，

能“回答”以给出结果。用户向他提问实际问题，可得到比传统知识检索系统更准确、更全面的结果。

6.1.3 改变科学研究实验设计模式，辅助进行实验规划和设计

实验设计是科学研究的关键环节，是验证创新性的关键手段。规划科学、合理的实验过程，设计详细的实验模型，明确实验环境、仪器、软件等的正确操作方法，需要科研工作者具有丰富的经验、大量的知识储备。尤其对于尝试型重复实验，需要定义变量指标，剂量控制等，需要花费较多时间、精力，才能形成较全面的实验规划。面向细粒度语义知识元的人工智能系统，通过对科学研究文献进行系统性训练，形成高质量科学研究实验大模型，对科学实验的整体规划、模型设计、参数设置、环境要求等给出建议，并能与用户进行交互式调整，形成实验计划。智能系统还能提供循证功能，辅助形成科学实验的证据链条，保障科学研究的完整性。在不久的将来，智能系统辅助科研工作者设计科学实验，直接对接实验机器人开展实验，这或许会成为一种常态。

6.1.4 改变科学研究成果写作模式，为成果论文撰写提供帮助

《自然》杂志援引美国宾夕法尼亚大学研究员皮维多里的话指出，类似 ChatGPT 的生成式大规模语言模型技术的运用，能帮助研究人员更高效地编辑手稿、检查代码，并进行头脑风暴[95]。类 ChatGPT 人工智能作为内容创作智能助手，对研究背景、研究前沿进展、研究关键问题、核心方案及实验结果论证给出推荐内容，辅助科研工作者高效撰写科研成果文献。

6.1.5 带来科研伦理问题，须建立健全政策法规

95 (12 封私信 / 80 条消息) 横空出世的 ChatGPT 爆火，微软谷歌百度纷纷加入 AI 战局，你看好人工智能的应用发展吗？ - 知乎 (zhihu.com)

现在已经有人工智能工具可以预测一篇文章是来自机器还是人类的可能性。这类工具对于检测是否利用 LLMs 制造内容很有用，但这类检测方法很可能被进化的人工智能技术和巧妙的提示所规避。科学研究应该以诚信、透明的方式使用人工智能大语言模型，而不是在人工智能机器人和人工智能检测器之间进行不可控的技术竞技。研究论文中的作者贡献声明和致谢应该清楚而具体地说明作者在准备稿件和分析时是否使用了 ChatGPT 等 AI 技术以及使用的程度。科学研究机构、出版商和资助者应该制定明确政策，约束对话式人工智能在科学研究过程中的使用条件、程度，并要求其透明，让科学研究在公开、公平的环境和氛围中开展。

6.2 ChatGPT 对文献情报工作的影响

文献情报领域是 ChatGPT 发挥智能作用的主战场之一，以数智驱动为主要特征的新情报分析范式，已开始向多模态、多类型、细粒度知识元的智能情报方向深耕。类 ChatGPT 人工智能系统在智能问答、情报分析、内容创作、数据分析、论文阅读等方面与文献情报工作有巨大融合空间。我们有理由相信新一代类 ChatGPT 人工智能技术对文献情报工作将会带来多层次、多应用场景的直接冲击和深远影响，禁止、抵制的方式从来不是发展之路，应用好、管控好人工智能技术才是文献情报事业发展该有的选择。

6.2.1 改变文献情报数据组织方式，从表面信息组织到语义内容组织

科技文献情报原始的组织方式往往以题目、摘要、关键词、机构、期刊等表面信息组织为主，较少深入到文献内容中。随着 AI 技术发展，从科技文献中精确挖掘细粒度知识对象的能力得到提升，以科技文献中研究问题、研究方法、实验步骤、数据资料等深入到文献内容的语义内容组织成为可能。

6.2.2 改变文献情报知识获取模式，从信息检索到知识问答

目前，文献情报知识获取服务主要基于文献元数据，通过搜索引擎技术实现对海量科技文献数据的检索与获取。但对于文献检索的目标，元数据模式限制了用户对文献知识的充分利用。ChatGPT 可以在语义层面理解论文内容，抽取、结构化细粒度知识元，进而构建大规模知识网络，形成智能知识服务。用户可以基于问题、观点、技术等语义级知识元进行提问，节省科研人员对文献的筛选、阅读、分析时间。ChatGPT 推动了从索引式信息检索方式向问答式知识应答方式的转变。在未来，或许能够实现一种新型的知识问答服务，即用户向智能知识服务平台提问后，平台能够直接生成该问题的答案，并给出答案的相关证据链。

6.2.3 改变文献情报分析方法，从手工作坊到大规模智能分析

文献情报分析过程包括对问题界定、数据源清单梳理、数据准备、关键信息提取、统计分析、观点提炼以及报告撰写等一系列复杂工作，过往由人类手工完成。情报分析本身的复杂性限制了情报分析人员的生成效率，尤其在“数据为王”的时代，数据建设和智能化能力代表了情报分析的水平。类 ChatGPT 人工智能技术已具有内容核心综述能力、场景问答、语言翻译、语义分析及推荐能力，通过建设文献情报分析大模型，具有观点提炼、决策推荐等功能，支持情报分析工作，为情报分析人员提供更多思路、更广视野，更高价值知识。

6.2.4 带来文献情报服务安全问题，须建立风险管控机制

人工智能的应用给文献情报服务带来两个方面的问题，其一是文献情报服务归属权的问题，其二是伪数据、伪造事实误导情报分析的问题。服务安全历来都是被广泛关注和争抢的战略制高点，当知识获取以更加智能化的问答模式运行时，文献情报服务所有者能很容易通过用户行为数据，实现对用户的精准画像，清楚

掌握其研究问题、研究技术、研究进展、团队成员、实验设备等一系列关键信息，这对于国家科技战略安全来讲，存在重大隐患，因此，有必要建设我国具有完全控制权的文献情报智能服务系统，打好文献情报服务安全保卫战。

有学者提出基于科幻小说训练出来的大数据模型将如何回答人们提出的问题，可想而知，结论一定是不可信的。我们看到，泛知识化大模型不能保证回答质量，而文献情报领域对数据可信度具有更高的要求，基于伪数据、伪造事实生成的情报报告必然是不可信的。若采用类 ChatGPT 等国外服务得到的相关数据，辨别数据真伪、事实真伪对于情报分析人员难以实现，因此，掌握智能服务的数据控制权是做好应用的重中之重，同时，建立完善的数据循证体系，附加数据证据链、数据来源详情，达到对风险的有效管控和溯源。

6.2.5 对用户阅读习惯的影响，引导人机协同阅读新模式

阅读大量文献是科研工作者的必要工作，需要付出很多的时间和精力，尤其在信息大爆炸的时代背景下，从错综复杂的文献资源中提炼关键信息，寻找多篇文献中的潜在关系，得到开展科学研究的重要数据和技术支撑，显得更加费时费力。类 ChatGPT 技术可能对用户阅读文献资源的方式带来颠覆性的影响，用户输入待读文献资源，智能技术自动实现知识抽取、关系揭示，通过可视化方式进行展现，支持多维度的统计分析，并以交互式的方式应答用户的问题和设定，形成用户与人工智能协同阅读的新模式。

6.2.6 对传统图书情报工作形成挑战，需要统筹谋划图书馆的队伍能力与岗位体系

人工智能对传统图书情报工作的影响是多方面的、显著的，从基础的书目录入、文献数据传统治理、客服解答、代码撰写到资讯编辑、热点论文推荐、书评

推荐、动态感知、情报分析等都会不同程度受到人工智能技术的影响，一部分工作将被人工智能优化或替代，从客观上形成有些岗位不再需要那么多人员的状态。同时，我们也应该看到人工智能带来了新的工作机会，更多智能服务的工作需要设置新的岗位，形成新的业务方向，扩展图书情报工作的业务范围。

7 对文献情报领域的建议

ChatGPT 重在内容生成，而文献情报工作重在循证。ChatGPT 主要解决自然语言处理中内容生成的问题，但文献情报工作的重点并不在此，我们的机会在于如何循证，挖掘支撑可信情报的证据及证据链。文献情报工作在 AI 时代要找到自己的不同价值取向,有关建议如下。

7.1文献情报领域要把从科技文献内容中挖掘和利用知识的能力作为核心能力来建设

科技文献蕴含人类知识、表达科学机理、揭示科研成果，是国家科技创新的核心战略资源，也是国家科技文献情报机构开展知识服务和科技情报研究的重要基础。目前利用智能技术对科技文献内容进行深度挖掘，在其基础上支撑智能化的知识服务和情报分析，进而支撑科技创新和战略决策已成为重要发展趋势，文献情报领域要把从科技文献中挖掘和利用知识的能力作为核心能力来建设。

7.2充分认识到文献情报机构在 AI 时代的优势和价值

ChatGPT 再次告诉我们，高价值语料工作是一切人工智能的基础。文献情报机构要充分认识自己在 AI 时代重要价值和新的定位：AI 语料提供者。科技文献蕴含大量知识，是人工智能重要的基础。文献情报行业是从文献中获取知识的行业。在 AI 时代，我们应当充分借鉴与利用 ChatGPT 这类深度学习模型，将科技文献库转为知识库。利用知识组织体系、编目数据、人工标引内容支持科技文献

的挖掘，提高知识获取的能力。文献情报机构应充分认识自己在新时代的使命和定位，做好"语料"基础工作。

7.3充分加强人工智能新技术方法的研究和应用

BERT、ChatGPT 等人工智能新技术方法突破，表明一代又一代的 AI 技术还在突飞猛进。文献情报领域不能浅尝辄止。我们可以借鉴 ChatGPT 这种基于自监督预训练的大模型结合基于少量优质数据反馈的强化学习技术，形成模型和数据的闭环反馈，获得进一步的技术突破的研发思路，加强从文献和数据提取细粒度知识的能力。通过掌握新的技术方法，提升知识挖掘与计算能力，加强知识获取方法的研究和应用。

7.4文献情报领域需积极参与"专业和垂直"知识系统建设

ChatGPT 开启了一个新模式，带来了强大的综合性问答系统，而针对科学领域，开展更加深入的专业化知识内容获取与分析的技术方法研究，还存在很多可以开拓的空间。文献情报机构的主要任务是服务科研，因此我们要抓住机会，挖掘 ChatGPT 能够在专业和垂直领域能够带来的价值。为实现这一目标，我们需要利用自身专业领域科技文献优势，积极参与"专业和垂直"知识系统建设，针对某一具体的学科和研究领域，面向该领域内科研人员的实际需求，开发能够满足实际应用的知识服务系统。

7.5文献情报领域要努力创新知识服务模式

在 ChatGPT 的相关应用中，已经可以实现在问答过程中进行检索，这对传统的信息检索模式造成了极大的冲击，也为检索范式的变革带来了新的机遇。文献情报机构理应看到这种机遇背后的发展价值，即充分利用新思路、新技术、新模式、新方法，改进现有的信息检索服务范式，并在此基础上主动探索知识服务

的新形式和新应用。例如，面向知识获取场景的问答式知识检索，面向阅读辅助场景的科技文献集的自动综述等。

7.6应用 ChatGPT 在情报研究工作上启发创意

在应用实例中已经证实了 ChatGPT 能够提供启发性的观点和创意，例如在 ChatGPT 和 DALL·E 的联合应用当中，ChatGPT 能够输出启发性的文本来指导 DALL·E 进行智能绘画。从这一例子当中，可以看到 ChatGPT 的启发性作用。因此，我们可以利用 ChatGPT 这种生成式、启发性的对话机制，在情报研究工作中寻求新的方向、新的问题和新的视角等内容。但需要额外注意的一点是，ChatGPT 生成的内容缺乏真实性和专业性方面的控制，因此需要有具备一定专业背景知识的科研人员和领域专家来指导。

7.7情报的溯源和真实可靠性检测将变得更加重要

ChatGPT 出现之后，会产生更多由 ChatGPT 生成的“假情报”，情报的溯源和真实可靠性检测将变得更加重要。滥用 ChatGPT 可能会带来错误虚假信息传播、信息泄露、抄袭等一系列问题。情报工作者在基于 ChatGPT 开展服务或者进行科研时，需要对其生成答案的可靠性进行检测，保证数据来源的真实可靠。如何开展机器生成内容的情报溯源以及真实可靠性检测，值得进一步研究。

7.8要进行数据资源、基础设施、智能技术一体化的能力建设

ChatGPT 这样真正实现应用的 AI 产品，是软硬件以及各种技术方法有效集成的结果。文献情报工作能力的提升，要统筹数据资源的积累、基础设施的升级、智能技术的研究等，实现各方面从量的积累到质的飞跃，最后进行一体化的有效集成，开发出真正好用、耐用、用户愿意用的文献情报产品。

文献情报需要自我革新，拥抱新技术与新机会。ChatGPT 作为一种工具，它

本身不会打败人。但是它肯定会带来：会使用这种工具的人打败那些不会使用这种工具的人。传统的文献情报工作依然有价值，但新技术带来改变已是大势所趋。在此背景之下，文献情报领域需要守正创新，图书情报研究必须把握机遇，既要守正继承传统科学研究范式，也要拓展以 ChatGPT 等新技术助力科学研究。